



Optimisation de transport à la demande dans des territoires polarisés

Rémy Chevrier

► To cite this version:

Rémy Chevrier. Optimisation de transport à la demande dans des territoires polarisés. Géographie. Université d'Avignon, 2008. Français. NNT : . tel-00347940

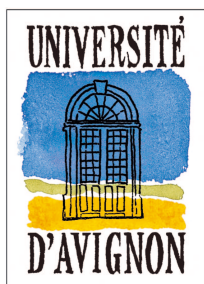
HAL Id: tel-00347940

<https://theses.hal.science/tel-00347940>

Submitted on 17 Dec 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



UNIVERSITÉ D'AVIGNON
ET DES PAYS DE VAUCLUSE

ACADÉMIE D'AIX-MARSEILLE
UNIVERSITÉ D'AVIGNON ET DES PAYS DE VAUCLUSE
UMR ESPACE (CNRS 6012)



THÈSE

présentée à l'Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse
pour obtenir le diplôme de DOCTORAT

SPÉCIALITÉ : Géographie

École Doctorale 379 «Espaces, Temps et Pouvoirs, Pratiques Culturelles»

Optimisation de transport à la demande dans des territoires polarisés

par

Rémy CHEVRIER

Soutenue publiquement le 18 novembre 2008 devant un jury composé de :

M.	Philippe CANALDA	Maître de Conférences, LIFC, Montbéliard	Examineur
M ^{me}	Clarisse DHAENENS	Professeur, LIFL/INRIA, Lille	Examineur
M.	Michel GENDREAU	Professeur, CIRRELT, Montréal	Rapporteur
M.	Loïc GRASLAND	Professeur, UMR ESPACE, Avignon	Directeur
M.	Didier JOSSELIN	Chargé de Recherche, UMR ESPACE, Avignon	Examineur
M.	Robert LAURINI	Professeur, LIRIS, Lyon	Rapporteur
M ^{me}	Isabelle THOMAS	Professeur, CORE, Louvain-la-Neuve	Rapporteur

Remerciements

Cette thèse n'aurait pu être réalisée sans le concours de plusieurs personnes que je tiens à remercier pour m'avoir accompagné et guidé dans cette aventure de trois années.

Je tiens tout d'abord à remercier M. Joël Charre, directeur de l'UMR ESPACE à mon arrivée à Avignon, pour avoir accepté d'accueillir l'informaticien que je suis dans un laboratoire de Géographie, et pour avoir officiellement encadré ma thèse. Je remercie M. Loïc Grasland, directeur de l'équipe avignonnaise de l'UMR ESPACE, pour avoir assuré la continuité de la direction de thèse, suite au départ en retraite de M. Charre.

J'adresse mes remerciements aux rapporteurs, Mme Isabelle Thomas, M. Michel Gendreau et M. Robert Laurini, qui ont accepté la tâche délicate d'évaluer cette thèse interdisciplinaire, connexe à leurs sujets de recherche respectifs. Je remercie par là même tous les membres du jury, dont Mme Clarisse Dhaenens, pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de mes travaux et pour leur venue à Avignon (en arrivant parfois d'horizons lointains).

Je remercie chaleureusement M. Didier Josselin pour m'avoir encadré durant ces trois années, pour l'échange scientifique fructueux que nous avons entretenu et pour son soutien indéfectible. J'adresse mes remerciements à M. Philippe Canalda, pour m'avoir suivi en tant qu'étudiant, pour m'avoir sensibilisé à la recherche et pour les travaux et réalisations que nous avons conduits ensemble avant et durant la thèse.

Je tiens à remercier vivement Mme Christelle Bloch pour sa lecture critique de la thèse, pour ses corrections et pour son appréciation de mes travaux. Je ne pourrais manquer de remercier M. Pascal Chatonnay, qui a également collaboré à l'élaboration de cette thèse et qui m'a suivi depuis mes premiers pas dans le monde universitaire et scientifique. Je tiens également à remercier M. Cyrille Genre-Grandpierre pour l'attention toute particulière qu'il a eue à me donner les bases de connaissance nécessaires en Géographie. Je remercie également toutes les personnes que j'ai rencontrées au sein de l'UMR ESPACE, qui m'ont aidé, ne serait-ce que par leur gentillesse et leur amitié, à rédiger cet ouvrage.

Mes derniers remerciements sont adressés à mes plus proches : à mes parents et à mon frère pour la confiance qu'ils m'ont toujours témoignée durant toutes ces années et à Élodie pour son soutien sans faille. À ces dernières personnes je dédie ma thèse.

Table des matières

Introduction	11
I Le Transport à la Demande, enjeux et limites	15
Introduction à la première partie	17
1 Le Transport à la Demande : un mode de transport public	19
1.1 Définitions et apparition du TAD	20
1.1.1 Aux États-Unis	21
1.1.2 En Europe	22
1.1.3 La conception française du TAD	22
1.2 Inscription sociétale du TAD	23
1.2.1 Dépendance automobile contestée	23
1.2.2 Difficultés des transports en commun actuels	24
1.2.3 Le contexte environnemental et économique	24
1.3 Objectifs et enjeux du TAD	25
1.3.1 Un service flexible...	26
1.3.2 ...et économe	26
1.3.3 Souplesse temps/espace : les clés de l'optimisation	26
1.4 Propositions d'améliorations	27
1.4.1 Les principaux manques des TAD actuels	27
1.4.2 Les possibilités offertes par les TIC	28
1.4.3 L'analyse territoriale	28
2 Quelle approche pour le Transport à la Demande ?	31
2.1 De l'optimalité d'une solution	32
2.1.1 Un cas représentatif de TAD	32
2.1.2 Quels objectifs ?	33
2.2 Les grands problèmes de tournées	34
2.2.1 Le problème du voyageur de commerce	35
2.2.2 Les problèmes de tournées	36
2.2.3 Besoin de nouvelles instances	42
2.3 Une approche interdisciplinaire du TAD	42
2.3.1 Pluridisciplinarité ou interdisciplinarité : quelle posture ?	42

2.3.2	Une démarche complémentaire	44
3	Les territoires, leurs interactions et les polarités	47
3.1	La polarité	48
3.1.1	Le modèle centre/périphérie	48
3.1.2	La théorie des lieux centraux	50
3.1.3	Le modèle gravitaire	53
3.2	La convergence des flux	54
3.2.1	Le Pays de Montbéliard : un site multipolaire	55
3.2.2	Optimisation à trois niveaux territoriaux	55
	Conclusion de la première partie	61
II	Contributions au transport à la demande	63
	Introduction à la deuxième partie	65
4	La convergence, une manière de concevoir un TAD	67
4.1	Le principe de convergence	68
4.2	La convergence simple	69
4.2.1	Graphe de convergence issu de la polarisation	70
4.2.2	Les arbres couvrants tentaculaires	72
4.2.3	Un cas particulier de monoconvergence : l'anneau	75
4.2.4	Le principe de monodivergence	76
4.2.5	Discussion	78
4.3	De multiples convergences	79
4.3.1	Méthode d'agrégation	80
4.3.2	Construction du graphe	83
4.3.3	Construction des listes de successeurs	84
4.3.4	Construction de la matrice des temps réduite	86
4.3.5	Méthode sans agrégat	87
4.3.6	Discussion	87
4.4	Conclusion	87
5	L'évolutionnisme pour l'aménagement du territoire	89
5.1	Le concours de la nature à l'intelligence artificielle	90
5.1.1	Les réseaux de neurones	90
5.1.2	Les colonies de fourmis	93
5.1.3	Les essaims particuliers	95
5.1.4	Les algorithmes évolutionnistes	96
5.2	L'algorithmique génétique : fondements et principes	97
5.2.1	Origine de l'algorithmique génétique	97
5.2.2	L'algorithmique génétique en géographie	98
5.2.3	Analogie avec la biologie	98
5.2.4	Mécanisme	99

5.2.5	Un algorithme génétique mono-objectif	106
5.2.6	Diversité contre élitisme	108
5.3	Gestion d'objectifs multiples	110
5.3.1	Des objectifs souvent contradictoires	110
5.3.2	Les algorithmes évolutionnistes multi-objectifs	110
5.3.3	Une méthode élitiste avec front de Pareto : NSGA-II	112
6	Méthodes de calcul et d'optimisation de tournées	117
6.1	Le cas de la convergence simple	118
6.1.1	Un algorithme d'énumération exhaustive	118
6.1.2	Un algorithme de parcours en largeur	122
6.1.3	Un algorithme génétique	125
6.2	Le cas du TAD en multiconvergence	130
6.2.1	Utilisation de NSGA-II	130
6.2.2	La moyenne généralisée dans la minimisation du temps	132
6.2.3	La norme L_p dans la minimisation des retards	133
	Conclusion de la deuxième partie	139
III	Conception, développement et intégration	141
	Introduction à la troisième partie	143
7	Simulations, expérimentations et valorisation	145
7.1	Utilisation d'un modèle gravitaire pour générer des instances	146
7.1.1	Principe et contexte d'utilisation	146
7.1.2	Création d'instances en convergence simple	147
7.1.3	Création d'instances en convergences multiples	147
7.2	Résultats de simulations en monoconvergence	150
7.2.1	Analyse des temps de calcul	150
7.2.2	Étude de la mutation	152
7.3	Étude de résultats en multiconvergence	154
7.3.1	Évolution des temps de calcul	155
7.3.2	Variation du taux de mutation	155
7.3.3	Conclusion	158
7.4	Expérimentations	158
7.4.1	Le service « Modulobus-Noël »	158
7.4.2	Le service « Mod'Gen »	161
7.5	Conclusion	161
8	Impact des métriques dans l'optimisation	165
8.1	Méthodologie	166
8.2	Réduction du nombre de véhicules	169
8.2.1	Analyse des modèles gravitaires	169
8.2.2	Analyse du modèle aléatoire	170

8.2.3	Interprétation	171
8.3	Recherche du meilleur compromis véhicules/temps	174
8.3.1	Construction	174
8.3.2	Analyse des modèles gravitaires	175
8.3.3	Analyse du modèle aléatoire	176
8.3.4	Interprétation	176
8.4	Recherche du meilleur compromis véhicules/retards	178
8.4.1	Construction	178
8.4.2	Analyse des modèles gravitaires	179
8.4.3	Analyse du modèle aléatoire	180
8.4.4	Interprétation	180
8.5	Analyse des distributions de solutions	183
8.5.1	Distributions véhicules/temps	184
8.5.2	Distributions véhicules/retards	191
8.6	Discussion et conclusion	195
Conclusion de la troisième partie		199
Conclusion		201
Annexes		205
A	De l'utilité des graphes	207
A.1	Définitions générales sur les graphes	207
A.1.1	Les graphes orientés	207
A.1.2	Les graphes non-orientés	209
A.1.3	Quelques graphes particuliers...	210
A.2	Représenter le territoire avec un graphe	212
A.2.1	Connexité	212
A.2.2	Connectivité	213
A.2.3	Exemples	213
B	Quelques éléments de complexité	217
B.1	En informatique	217
B.1.1	Définition	217
B.1.2	Classe de complexité des problèmes de transport	218
B.2	En physique	218
C	Outils développés	221
C.1	Le cas de la monoconvergence	221
C.1.1	Commande et options	222
C.1.2	Le format XML d'entrée	222
C.1.3	Le format XML de sortie	223
C.2	Le cas de la multiconvergence	224

C.2.1	Les fichiers XML d'entrée	225
C.2.2	Exécutables, formats, commandes et options	226
C.2.3	Le format XML de sortie	227
C.3	La génération d'instances	228
C.3.1	Des instances aléatoires	228
C.3.2	Utilisation du modèle gravitaire	228
C.3.3	Des destinations forcées	229
Liste des illustrations		231
Liste des tableaux		233
Bibliographie		235

Introduction

Les problèmes sociétaux rencontrés en ce début de 21ème siècle, que sont la pollution et la congestion automobile amènent les sociétés à repenser les villes et surtout les manières de se déplacer. Longtemps considérée comme le seul moyen de déplacement, l'automobile devenue source de nuisances voit son usage et sa prépondérance remis en question.

Jusqu'à une période récente, les villes étaient pensées et construites selon les vitesses des automobiles et ont par conséquent contribué à augmenter les distances de déplacement, tout en accroissant l'étalement urbain. L'effet en cascade est d'avoir encore favorisé l'utilisation de la voiture et donc contribué à congestionner les villes et à augmenter les émissions de polluants.

À l'exception des très grandes villes telles que Paris, les agglomérations n'ont pu s'équiper de transports en commun capables de concurrencer la voiture, notamment sur les zones périurbaines. Face à ces questions de mobilité et de nouveaux besoins des usagers, le transport en commun, tel qu'il est pensé actuellement est difficilement capable de satisfaire les demandes, que cela concerne la desserte spatiale ou les horaires de frange (très tôt ou très tard).

Pourtant, le contexte actuel est favorable au renouveau du transport en commun, notamment en raison des coûts actuels des carburants qui incitent les automobilistes à changer leurs habitudes. Pour conquérir une plus grande part des modes de déplacement, le transport en commun doit s'adapter aux exigences de mobilité des individus.

Par ailleurs, les technologies de communication (GPRS, UMTS, WiFi...) et de positionnement (GPS, Galileo) ont bénéficié de remarquables améliorations au cours des dix dernières années profitant ainsi aux systèmes de transport intelligents. Parallèlement, les algorithmes de transport de personnes développés dans le cadre de la recherche opérationnelle permettent d'optimiser un ensemble d'objectifs satisfaisant les usagers d'une part et les prestataires d'autre part.

Le transport à la demande, sujet d'étude de la thèse défendue ici, est une forme de transport souple déclenché si besoin. Combiné aux technologies énoncées, le transport à la demande est capable de satisfaire les besoins en mobilité des usagers tout en rationalisant son fonctionnement. Cette rationalisation passe par l'amélioration de la qualité de service aux clients (durées des voyages, retards...) et par la réduction des coûts aux institutions (carburant, salaires...).

La thèse défendue ici s'inscrit dans une démarche interdisciplinaire combinant informatique et géographie pour optimiser un service de transport à la demande. Dans cette optique, nous mettons en œuvre une approche originale consistant à développer des méthodes algorithmiques intégrant le territoire dans leurs fonctionnements. Le territoire, support des interactions spatiales, est en effet au cœur du problème de mobilité. Il reste souvent peu considéré, voire ignoré dans la recherche opérationnelle, du moins en informatique, et partiellement en économie spatiale. Nous pensons que sa prise en compte peut contribuer à améliorer significativement les services de transport à la demande. En effet, les interactions spatiales donnent lieu à des convergences dans les déplacements de personnes que nous pouvons exploiter pour faciliter les regroupements. Cette anisotropie (l'idée que nous explorons dans cette thèse) est source d'efficacité mais également d'une grande variabilité dans les solutions obtenues (tournées de véhicules).

Nous basant sur cette hypothèse, nous développons plusieurs algorithmes répondant à un besoin particulier, correspondant à une configuration territoriale spécifique. D'abord contraint à un seul point de desserte, nous produisons deux algorithmes exacts et un algorithme génétique. Ensuite, nous généralisons le service de TAD à toute desserte à l'aide d'un algorithme génétique multi-objectifs. Ce dernier algorithme constitue l'occasion d'étudier l'impact de l'utilisation de métriques différentes dans l'évaluation des solutions produites. Dans ce cadre, nous proposons d'utiliser la moyenne généralisée de Hölder et les normes L_p (distance de Minkowski) pour montrer le lien pouvant exister entre la manière d'optimiser d'une part et le service à déployer d'autre part compte tenu du territoire.

Cette thèse réalisée grâce au soutien de la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard, a également donné lieu à deux expérimentations réelles, dans lesquelles nous avons été directement impliqués. Les expérimentations réalisées à Montbéliard ont permis, par le biais d'un transfert de technologie auprès d'une société privée, de déployer un service de transport à la demande utilisant nos algorithmes.

Plan de la thèse. La première partie a pour objet de définir le cadre de recherche de la thèse. En premier lieu, nous rappelons le contexte sociétal dans lequel s’inscrivent les travaux présentés et en quoi ils peuvent contribuer à la société. Ensuite, nous justifions l’intérêt d’une démarche interdisciplinaire dans notre étude et nos développements consacrés au transport à la demande. Le territoire étant au centre de notre méthodologie, il semble opportun de rappeler les modèles décrivant les interactions spatiales et en quoi ces modèles peuvent aider notre démarche.

Dans la deuxième partie, nous décrivons et formalisons nos travaux. À partir des polarités du territoire, nous mettons en évidence la convergence des flux de personnes à partir de laquelle nous proposons des méthodes de construction de graphes spécifiques. Sur ces graphes nous appliquons des algorithmes dédiés, dont la forme la plus aboutie est un algorithme génétique multi-objectifs utilisant la moyenne généralisée de Hölder et les normes L_p . Dans cette partie, nous fournissons également un descriptif détaillé des algorithmes génétiques ainsi que des exemples détaillés illustrant leur fonctionnement.

La dernière partie consacrée aux simulations et expérimentations présente au lecteur un ensemble de résultats justifiant notre démarche. Ces résultats sont basés sur des cas concrets (Montbéliard) et viennent justifier le rôle du territoire. Par ailleurs, nous proposons une étude consacrée à l’impact de la moyenne de Hölder et des normes L_p sur l’optimisation. Au cours de cette étude, nous comparons plusieurs configurations d’optimisation sur plusieurs ensembles d’instances de tests issues de modèles gravitaires et d’un modèle aléatoire.

Première partie

Le Transport à la Demande, enjeux et limites

Introduction à la première partie

Cette première partie a pour objectif de définir le cadre général dans lequel s'inscrit cette thèse. Sont ainsi présentés différents aspects allant du contexte sociétal jusqu'au caractère géographique à la base de nos méthodes d'optimisation, en passant par une revue des problèmes informatiques de tournées et quelques unes des méthodes qui leur sont dévolues.

En premier lieu, nous étudions les différentes acceptions du TAD, définies pour répondre à des besoins de mobilité qui ont évolué au cours des trente dernières années, de l'époque du « tout-automobile » des années 70 jusqu'aux problèmes de congestion et pollution actuels. À travers ces problèmes et enjeux soulevés, nous allons voir en quoi le TAD peut améliorer la qualité du transport public et contribuer au développement durable de nos sociétés. Pour cela, nous analysons les avantages des TAD face à la voiture et au transport en commun classique, puis nous relevons les limites des TAD telles qu'elles sont généralement identifiées et nous proposons un ensemble d'améliorations visant à satisfaire à la fois l'utilisateur et le prestataire de service de transport.

Ainsi, ces nouveaux objectifs ne sont réalisables que grâce à des techniques et des moyens innovants. Les méthodes d'optimisation sont bien évidemment mises à contribution. C'est justement ce volet de la recherche opérationnelle que nous abordons dans le deuxième chapitre. Le panorama dressé donne un aperçu synthétique des méthodes développées en informatique pour la gestion optimisée du transport de personnes. Dans ce chapitre sont ainsi présentés des éléments méthodologiques issus d'un concours pluridisciplinaire (informatique, géographique, statistique) visant à souligner les limites de la démarche traditionnelle de validation et d'expérimentation des méthodes d'optimisation, doublement marquées par l'insuffisance de la prise en compte de la réalité territoriale.

Car en définitive, le transport déployé, de quelque forme qu'il soit, assure une desserte attachée à un territoire, dont les demandes des usagers en sont l'expression même. Bien que des similitudes existent entre les territoires, chacun d'eux est unique dans sa

forme et son fonctionnement. Ainsi certaines méthodes sont valables sur certains lieux, mais il convient de se garder d'une trop rapide généralisation, quand bien même celle-ci demeure un objectif, louable, à atteindre. Ainsi, c'est par le biais de plusieurs modèles géographiques décrivant le fonctionnement des territoires que nous introduisons les éléments à la base même de notre méthode d'optimisation, qui sont le découpage territorial d'une part et les interactions spatiales d'autre part.

Généralement pensé en termes pluridisciplinaires, le TAD ou le transport d'une manière globale bénéficie d'optimisation et d'améliorations en provenance de recherches coopératives entre sciences humaines, aménagement du territoire et sciences exactes. Cette première partie est aussi une sensibilisation à la démarche interdisciplinaire mettant en avant les avantages à composer les intérêts des sciences humaines et des sciences exactes.

Chapitre 1

Le Transport à la Demande : un mode de transport public

Sommaire

1.1 Définitions et apparition du TAD	20
1.1.1 Aux États-Unis	21
1.1.2 En Europe	22
1.1.3 La conception française du TAD	22
1.2 Inscription sociétale du TAD	23
1.2.1 Dépendance automobile contestée	23
1.2.2 Difficultés des transports en commun actuels	24
1.2.3 Le contexte environnemental et économique	24
1.3 Objectifs et enjeux du TAD	25
1.3.1 Un service flexible...	26
1.3.2 ...et économe	26
1.3.3 Souplesse temps/espace : les clés de l'optimisation	26
1.4 Propositions d'améliorations	27
1.4.1 Les principaux manques des TAD actuels	27
1.4.2 Les possibilités offertes par les TIC	28
1.4.3 L'analyse territoriale	28

Introduction

Ce premier chapitre donne une vue synthétique du transport à la demande (TAD), pour lequel nous allons préalablement présenter un ensemble de définitions différant d'un pays à un autre et d'un organisme public à un autre. Malgré les diverses propositions de TAD pouvant exister, nous nous attachons à dégager une structure commune à ce type de transport.

Le TAD est communément désigné comme un mode flexible, capable de s'adapter à la demande dans le temps et dans l'espace, et nécessitant une réservation préalable. Plusieurs définitions officielles existent, mais varient d'un pays à un autre et d'un organisme à un autre, et toutes n'accordent pas le même degré de flexibilité à ce mode de transport.

Après ce bref portrait, nous nous intéressons au rôle que peut jouer le TAD dans la société actuelle, dans un contexte de dépendance automobile remise en question et à l'heure où pollution et congestion automobile deviennent de vrais problèmes de société, que le TAD pourrait contribuer à soulager. En cela, nous analysons les points forts du TAD que sont sa flexibilité, sa souplesse et les économies que pourraient réaliser les collectivités s'il venait à être davantage généralisé, supplantant le transport en commun tel qu'il est pensé actuellement.

Ces avantages, bien sûr, génèrent des contraintes, exigent des ressources et une méthodologie que la recherche opérationnelle et les sciences humaines sont à même de fournir. Bénéficiant des avantages des recherches menées dans différentes disciplines, le TAD peut être amélioré selon un ensemble de propositions que nous formulons dans la section 1.4.

Ainsi, pour concurrencer la voiture, le TAD doit rationaliser ses coûts économiques tout en proposant à l'utilisateur une haute qualité de service. C'est seulement en parachevant ces objectifs, décrits en troisième section, que le TAD deviendra attractif.

1.1 Définitions et apparition du TAD

Les définitions officielles de TAD varient d'un continent à un autre (Castex, 2007). Néanmoins, au-delà de ces définitions officielles s'imposent également les définitions usuelles du TAD, qui font écho à l'usage réservé au TAD en question et sont donc une question de points de vues différents, quand bien même le principe demeure relativement inchangé.

Néanmoins, quelle que soit l'acception retenue, toutes s'accordent sur le point que le TAD est une forme de transport public. Dénommé « *Demand Responsive Transport* » (DRT) chez les Anglo-Saxons et dans la littérature scientifique associée, nous allons examiner plus en détails les différentes conceptions du TAD selon différentes régions du monde, d'abord aux États-Unis, où il serait né, puis en Europe pour insister finalement sur la conception française du TAD.

1.1.1 Aux États-Unis

Même si les premiers taxis collectifs ont vu le jour au début du vingtième siècle dans des grandes villes telles que Paris ou New-York, le TAD en tant que transport public est apparu aux États-Unis avec la loi de 1966 : « *the Amendment to the Urban Mass Transportation Act* ». Cette loi va initier tout une série de travaux consacrés aux formes innovantes de transport public dont le TAD. Mais c'est seulement à partir des années 90 que ce service va réellement se développer, notamment en direction des personnes à mobilité réduite (PMR) et des personnes âgées, deux catégories de population qui ont difficilement accès à la mobilité.

Souvent associé aux PMR, l'usage du TAD ne se restreint bien évidemment pas à cette catégorie d'usagers. Cette association vient de l'image véhiculée par les ouvrages mêmes, consacrés aux TAD, qui reconnaissent cette dévolution.

Avant que l'appellation DRT ne s'impose, circulaient d'autres noms comme « *para-transit* » ou encore « *dial-a-ride* » (qui pose le problème éponyme : « *dial-a-ride problem* » bien connu en recherche opérationnelle). Néanmoins, la définition de l'*American Public Transportation Association* (APTA) semble s'imposer et indique :

« *Non-fixed route service utilizing vans or buses with passengers boarding and alighting at pre-arranged times at any location within the system's service area. Also called "dial-a-ride" ».*

La *Federal Transit Administration* (FTA) donne quant à elle une définition un peu plus précise (reprise dans TCRP 2004) qui vient compléter la première : « *Passenger cars, vans or small buses operating in response to calls from passengers or their agents to the transit operator, who then dispatches a vehicle to pick up the passengers and transport them to their destinations. A demand response operation is characterized by the following : (a) The vehicles do not operate over a fixed route or on a fixed schedule except, perhaps, on a temporary basis to satisfy a special need ; and (b) typically, the vehicle may be dispatched to pick up several passengers at different pick-up points before taking them to their respective destinations and may even be interrupted en route to these destinations to pick up other passengers »*

Ces deux définitions officielles s'accordent donc sur le fait que les itinéraires sont libres et sont fixés selon la demande des usagers. Toutefois, la FTA précise que, le voyage étant partagé, implique des détours, alors que l'APTA ne le précise pas. D'autres petites différences de la sorte existent et montrent la difficulté de définir le TAD aux États-Unis. La question de la souplesse de ces services de transport se pose dans leur définition.

1.1.2 En Europe

En 1985, le Royaume-Uni légifère les taxis collectifs. Mais l'exemple le plus marquant vient de Suisse, qui réforme intégralement sa chaîne de transport public à partir de la révision de la loi sur les chemins de fer en 1996. Cette révision profite au développement du TAD à travers « Publicar » (Favre, 2004) qui est la filiale de transport de la poste suisse.

Le groupe de recherche SAMPO (ses travaux sont diffusés sous les noms de FAMS ou CONNECT) a contribué à diffuser largement une définition du TAD, jusqu'à la rendre commune à toute l'Europe, avec néanmoins de légères variantes d'un pays à un autre. Ainsi les différents projets SAMPO, SAMPLUS et FAMS ont contribué à diffuser la définition suivante : « *Demand Responsive Transport services provide transport "on demand" from passengers using fleets of vehicles scheduled to pick up and drop off people in accordance with their needs. DRT is an intermediate form of transport, somewhere between bus and taxi which covers a wide range of transport services ranging from less formal community transport through to area-wide service networks* » (Grosso et al., 2002). Le TAD apparaît donc comme un transport à mi-chemin entre le taxi et le bus.

1.1.3 La conception française du TAD

Les premiers transports souples apparaissent en 1974 dans les schémas régionaux de transport (GART, 1997). Mais ce n'est qu'en 1982 qu'apparaît juridiquement le TAD avec la loi d'orientation des transports intérieurs (LOTI). Sa définition est précisée par un décret d'application daté du 16 août 1985 : un TAD « *est un service collectif offert à la place, déterminé en partie en fonction de la demande des usagers et dont les règles générales de tarification sont établies à l'avance et qui sont exécutés par des véhicules dont la capacité minimale (4 places actuellement) est fixée par décret (article 26)* ».

La France a développé sa propre conception du TAD, plus ou moins influencée par celles des autres pays. Dans les ouvrages et études consacrés au TAD, celui-ci y est dépeint comme un service intermédiaire combinant « *les avantages du transport collectif classique (bus) et des véhicules individuels (voiture, taxi)* » (Castex, 2007). Le Breton (2001) le définit comme « *un service de mobilité assuré par des taxis ou des minibus dont la particularité est d'être mis en œuvre sur réservation des utilisateurs. Ces systèmes intermédiaires entre la voiture et le transport collectif semblent adaptés aux nouveaux comportements de mobilité quotidienne des citoyens.* »

D'autres définitions insistent sur le caractère de ce transport collectif, précisément orienté vers la qualité de service pour la personne : « *un transport à la demande est un transport terrestre public (associé à un territoire et à une autorité organisatrice des transports), collectif (visant à regrouper les passagers) et individualisé (qui n'est activé que lorsqu'un usager en fait la demande)* » (Josselin, 2002)

1.2 Inscription sociétale du TAD

D'après la base de données des TAD en France, élaborée et constituée par É. Castex (2007), les TAD connaissent un regain d'intérêt au cours des années 90 et voient leur nombre augmenter très rapidement dans les années 2000. Cette hausse s'inscrit dans un contexte particulier que nous allons brièvement exposer ici.

1.2.1 Dépendance automobile contestée

Le courant de pensée du développement durable met un point d'honneur à limiter l'utilisation excessive de la voiture. Celle-ci fut très longtemps « *associée à un sentiment de liberté, de choix, de libération, s'opposant à l'obligation, à la coercition, à la contrainte [...] de là naît un sentiment d'autonomie et de pouvoir sur le temps, absent dans le transport en commun [...] Le système automobile signifie donc depuis toujours libération, puissance, maîtrise du temps et de l'espace.* » (Dupuy, 1995)

Pourtant, cette image s'est nettement dégradée au cours des dernières années, la voiture est devenue synonyme de pollution, de nuisance sonore et de congestion des centres urbains. De plus, la prise de conscience du réchauffement planétaire change les mentalités, si bien que les automobiles sont désormais montrées du doigt comme importante source de gaz à effet de serre, qu'il faut limiter autant que possible.

Par ailleurs, la forte hausse du coût des carburants à la pompe incite également les automobilistes à repenser leurs habitudes et à diminuer leur utilisation de la voiture¹ (MTETM/SESP, 2006) comme cela fut observé, pour la dernière fois, au cours des chocs pétroliers des années 70. Le contexte actuel semble donc favorable à la ré-utilisation des transports en commun pour lutter en partie contre le « tout-automobile ».

¹Source : Ministère des Transports, de l'Équipement et de la Mer,
http://www.statistiques.equipement.gouv.fr/IMG/pdf/SESP_EN_BREF_10_cle2c2b28.pdf

1.2.2 Difficultés des transports en commun actuels

La lutte contre le « tout-automobile » doit être accompagnée de solutions alternatives avec notamment une offre de transports en commun améliorée et en adéquation avec les aspirations des usagers, pour qu'une partie de ceux-ci change de mode de transport.

En effet, l'offre de transport en commun (TC) actuelle n'est pas favorable à un report modal de la part des usagers. Si les TC sont efficaces sur les zones densément peuplées avec des flux importants, il faut cependant reconnaître qu'ils se prêtent mal aux pérégrinations des individus (Orfeuil, 2000) qui sont devenues particulièrement complexes et étendues avec l'étalement urbain et rendent difficiles la mise en place de lignes fixes. En l'état actuel, seule l'automobile semble capable de répondre aux attentes de la population. Pour la concurrencer, il faudrait que les services de TC augmentent :

- la superficie de leurs zones de desserte ;
- la fréquence de leurs passages ;
- la plage horaire de desserte notamment sur les horaires de frange (très tôt, ou très tard).

De plus, avec l'individualisation des comportements, les usagers manifestent clairement leur exigence en matière d'« immédiateté, d'instantanéité et d'ubiquité » du service (Dupuy, 1995). Or, modifier les réseaux actuels pour satisfaire les usagers entraîne nécessairement des coûts assez élevés pour la collectivité. Encore une fois, le TC classique n'est pas à même de lutter contre la voiture, tandis qu'une forme de transport plus souple telle que le TAD peut concurrencer l'automobile sur ces trois points.

1.2.3 Le contexte environnemental et économique

Le transport public contribue au développement durable et s'inscrit dans une démarche de protection de l'environnement, dans la mesure où la limitation des déplacements unipersonnels et le regroupement de ces mêmes déplacements limitent les émissions de polluants. Ainsi, depuis le début des années 2000 l'on assiste au renouveau du transport public qui provient d'une participation écocitoyenne, d'une amélioration de l'offre et des difficultés récurrentes à se déplacer en agglomération (congestion).

Plus récemment, cette embellie du TC profite également d'un contexte pétrolier particulièrement propice. En effet, entre mai 2007 et mai 2008, le coût du baril de pétrole est passé de 62,50\$ à 124,56\$, soit une augmentation d'environ 102% en un an² ! Bien que

²Chiffres relevés le 14 mai 2008.

l'effet de cette hausse soit atténué dans l'espace Euro en raison d'un change Euro – Dollar particulièrement favorable³, le prix du carburant à la pompe n'a cessé de s'envoler.

Ainsi, dans le même temps, les TC ont vu leur fréquentation augmenter comme c'est le cas pour la SNCF. Pour la seule année 2006, où l'on a assisté aux premières fortes hausses de carburant, le trafic a connu une croissance de 2,7% pour les TGV, de 4% pour les transports en Ile-de-France, de 9,6% pour les TER et de 3,3% pour les Corails intercity⁴.

D'une manière générale, ces deux facteurs, environnemental et économique, incitent les décideurs politiques et institutionnels à promouvoir davantage les transports publics en dépit d'un certain désengagement de l'État dans la politique des transports. Les décisions prises par les collectivités locales en la matière vont d'ailleurs dans ce sens et ont favorisé la poussée des TAD (Castex, 2007) pour les raisons évoquées précédemment :

- les véhicules utilisés pour une desserte sont généralement de faibles gabarits (jusqu'à 8 places) et donc de plus faibles consommateurs de matières premières ;
- les véhicules roulent seulement lorsque cela est nécessaire et donc il n'y a pas d'émission inutile de polluants.

Si les TAD peuvent bénéficier de voiries réservées (sites propres) et être utilisés en masse (regroupement de passagers), leur capacité à réduire les émissions de polluants a été démontrée (Houzet et Josselin, 2004).

1.3 Objectifs et enjeux du TAD

Comme l'indique la LOTI dans son article 1, le TAD contribue au service public de transport en France et participe « à la solidarité nationale , au développement économique et social, à l'aménagement équilibré et au développement durable du territoire [...] ». Proposé en complément des services de TC classique, le TAD s'inscrit à l'extrémité des réseaux qui correspondent aux périphéries des agglomérations, qui sont souvent peu ou mal desservies.

Les caractéristiques maintenant affichées pour parfaire son image indiquent un mode flexible et économique : « *DRT is an intermediate transport mode between conventional bus and taxi transport. Routes and timetables are flexible and the cost of journeys to the customers are or at least should be moderate if compared to the level of service offered* » (Matintupa, 1999).

³1€= 1,54\$ au 14 mai 2008.

⁴Source : Ministère de l'Écologie, de l'Énergie, du Développement durable et de l'Aménagement du territoire, http://www.transports.equipement.gouv.fr/article.php3?id_article=7717

1.3.1 Un service flexible...

Le fait de situer le TAD à mi-chemin entre le taxi et le bus tend à montrer que ce service s'adapte aux souhaits des usagers. La flexibilité ou souplesse peut s'exprimer à différents niveaux qui peuvent être :

- la desserte spatiale : le TAD n'est pas à ligne fixe (du moins dans ses versions les plus évoluées). Les itinéraires empruntés par les véhicules assurant la desserte sont libres et définis manuellement ou optimisés de manière informatique, avec une résolution de tournées (cf. section 2.2) ;
- les horaires : tout comme les trajets ne sont pas fixes, les horaires de prise en charge et de desserte sont, au mieux, optimisés selon les souhaits des usagers ;
- la tarification : celle-ci peut être fixe (un tarif unique pour le voyage) ou définie selon d'autres modes de calcul (au *pro rata* de la distance, tarifs dégressifs appliqués sur les détours acceptés par l'utilisateur pour prendre en charge d'autres clients...).

1.3.2 ...et économe

Une des raisons du succès des TAD auprès des collectivités réside dans son moindre coût de fonctionnement. En effet, comme le TAD n'est pas régulier, celui-ci n'est déclenché que s'il y a besoin. Autrement dit, un TAD ne roule jamais à vide, contrairement à certains véhicules sur des lignes fixes. Les TAD peuvent être sous-traités auprès de compagnies privées ou des artisans taxis pour réduire les charges liées aux frais de fonctionnement et ne payer que les déplacements effectués.

Ces éléments doivent être relativisés par la difficulté (et le surcoût induit) de gestion des emplois du temps des chauffeurs qui doivent être disponibles en cas de besoin, et à l'éventuelle prise en compte des distances à parcourir entre les dépôts des véhicules et la tête de ligne (haut le pied) pouvant contrecarrer l'efficacité de l'optimisation des tournées. Dans ce dernier cas, il est nécessaire de dépasser certains seuils correspondant à des nombres et des localisations de clients tels que l'éloignement des véhicules ne grève pas l'efficacité du service.

1.3.3 Souplesse temps/espace : les clés de l'optimisation

Les différents points abordés montrent l'importance d'optimiser à cause du caractère plus ou moins aléatoire de la demande. Les horaires et les arrêts sont inconnus à l'avance et les lignes sont créées à la volée, d'où le besoin d'introduire des marges temporelles (pour réaliser des détours). Ces marges temporelles jouent notamment sur

la tolérance des usagers à accepter plus ou moins de retards générés par les détours occasionnés pour regrouper les passagers.

Le TAD est donc un transport collectif s'adaptant à la demande des usagers et rationalisant ses coûts de fonctionnement. Ceux-ci sont tributaires et concurrents de la satisfaction des clients. C'est-à-dire que l'optimisation d'un objectif se fait parfois au détriment de l'autre. Pour aider à parachever ces objectifs, la souplesse dans les regroupements (détours et retards) et dans les temps de parcours constitue le meilleur moyen pour fournir de bonnes tournées satisfaisant au mieux les critères économiques, conciliés à l'obligation de services et bénéficiant d'une haute qualité de service.

1.4 Propositions d'améliorations

1.4.1 Les principaux manques des TAD actuels

Il existe selon nous plusieurs freins majeurs à l'utilisation massive du TAD. Le premier réside dans les délais de réservation. En effet, les routes empruntées par les véhicules pour prendre en charge les clients nécessitent des optimisations informatiques préalables. Plus la demande est forte, plus les temps de calcul des tournées sont élevés. Cette faiblesse est à mettre en parallèle avec le manque de flexibilité du service qui constitue lui aussi un frein potentiel à son utilisation. En effet, le TAD trouve écho auprès du public pour sa flexibilité, du moins dans sa version la plus évoluée, telle qu'elle est envisagée dans cette thèse.

Le deuxième frein réside dans les capacités de desserte. Les TAD sont souvent hélas pensés comme des substituts de lignes fixes qui suivent des tracés préétablis n'offrant pas l'ubiquité souhaitée par l'utilisateur quand bien même celle-ci est à la base même d'un TAD. Notons que cette insuffisance venait aussi de la difficulté à optimiser la desserte quand le système subissait une forte montée en charge. Toutefois, les progrès réalisés permettent d'envisager une forte évolution des services, alliant qualité et efficacité économique.

Mais le principal point noir de la difficulté de développement du TAD reste le simple fait qu'ils sont déployés sur des territoires possédant généralement une offre de TC préalable. Ils n'interviennent alors qu'en complément et ne peuvent capter que des flux de faible effectif et de faible amplitude.

1.4.2 Les possibilités offertes par les TIC

Les travaux menés en recherche opérationnelle ont contribué à développer des méthodes et à améliorer les capacités des systèmes informatiques à supporter les montées en charge dans le cadre des problèmes de transport de fret ou de personnes. Ces améliorations ont ainsi permis l'ajout d'objectifs supplémentaires et de nouvelles contraintes, qui constituent la qualité de service au client. On peut penser notamment aux temps de parcours globaux, certes, mais aussi aux temps passés dans les véhicules, aux durées de travail des chauffeurs qui doivent respecter les conventions collectives ou éventuellement limiter les émissions de CO₂ si la taxe « carbone » venait à voir le jour.

Outre la rationalisation des coûts économiques du service permise par l'informatique, on peut aisément imaginer les possibilités offertes par la téléphonie cellulaire et les technologies de géopositionnement (GPS, Galileo). Pourquoi ne pas imaginer un service où le client serait positionné *via* le GPS embarqué dans son téléphone portable et le système informatique déciderait quel véhicule serait détourné pour prendre en charge ce nouveau client ?

Ainsi le rôle des technologies de l'information et de la communication (TIC) devient prépondérant pour assurer un service de qualité, où les coûts sont rationalisés comme la minimisation des distances ou des temps de parcours en tenant compte des chauffeurs, des véhicules disponibles et de leurs capacités.

1.4.3 L'analyse territoriale

Les sciences humaines ont une vision plus globale, voire transversale, des problèmes de déplacement. Tandis que les informaticiens travaillent à la plus grande échelle⁵, les sciences humaines et statistiques permettent de considérer le problème à travers une analyse territoriale, c'est-à-dire de considérer les flux de fret et de personnes à l'échelle d'un territoire.

Comprendre l'orientation des déplacements et l'enchevêtrement logique de ceux-ci (car nous pouvons supposer qu'il existe une structure) permet de faciliter les regroupements de voyages mais également d'offrir une meilleure qualité de service. En définitive, chercher à transporter les personnes se rendant au même lieu revient à éviter nombre de détours préjudiciables et donc à améliorer ostensiblement la desserte (en termes de temps et de retards).

⁵Au niveau du point de chargement/déchargement. Car n'oublions pas que les grandes échelles géographiques représentent les petites choses et pour les petites échelles, c'est l'inverse.

Ainsi cette connaissance en amont permet d'emblée d'introduire des optimisations statistiques et des modèles géographiques qui vont favoriser certains regroupements, augmentant ainsi les taux de remplissage des véhicules tout en minimisant les retards dus à des détours coûteux.

De plus, cette analyse permet de recenser les récurrences dans les dessertes et éventuellement d'anticiper les flux selon des modèles que l'on adapte au fur et à mesure que la connaissance des habitudes de déplacement s'affine. Ce besoin d'analyse statistique soulève la question de la granularité pertinente de recensement et de prise en compte de la demande. En d'autres termes, à quelle échelle comptabilise-t-on les demandes : par commune, par quartier ? Ou alors faut-il demeurer au plus petit niveau, celui du point, de l'arrêt ?

Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les premiers éléments de la thématique et de la problématique de la thèse. Outre la présentation du TAD de manière générale et des différents rôles qui lui sont associés, nous proposons un ensemble d'améliorations pour faire du TAD un véritable mode de transport collectif public capable de concurrencer la voiture en milieu périurbain, où le TAD est bien souvent cantonné, mais aussi en milieu urbain en lieu et place de certaines lignes fixes de transport public insuffisamment fréquentées et donc peu rentables.

Souvent cantonné au rôle de palliatif en bout de réseau, où les TC sont en pénurie, ou encore en milieu rural, où les transports en commun sont quasiment inexistants, le TAD peut devenir un mode de transport à part entière, concurrent à l'automobile, tout en s'inscrivant dans une démarche de développement durable. Ainsi pour se substituer à la voiture, le TAD doit montrer son efficacité sur les points sollicités par les usagers que sont une meilleure couverture spatiale, une meilleure fréquence et une plus grande accessibilité horaire, tout en restant abordable comme un TC classique.

Pour réunir toutes ces caractéristiques et être efficace, le TAD s'appuie sur les derniers travaux menés en recherche opérationnelle et en sciences humaines que nous allons exposer dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

Quelle approche pour le Transport à la Demande ?

Sommaire

2.1	De l'optimalité d'une solution	32
2.1.1	Un cas représentatif de TAD	32
2.1.2	Quels objectifs ?	33
2.2	Les grands problèmes de tournées	34
2.2.1	Le problème du voyageur de commerce	35
2.2.2	Les problèmes de tournées	36
2.2.3	Besoin de nouvelles instances	42
2.3	Une approche interdisciplinaire du TAD	42
2.3.1	Pluridisciplinarité ou interdisciplinarité : quelle posture ?	42
2.3.2	Une démarche complémentaire	44

Introduction

Différents instituts et équipes travaillent sur la question du TAD. Qu'elles relèvent des sciences humaines, de l'informatique ou de l'aménagement, ces équipes s'attachent généralement à un point particulier de la recherche sur le TAD. Il peut s'agir par exemple de définir des méthodologies de déploiement, ou développer des algorithmes, ou encore étudier l'impact sociétal du TAD.

Ainsi le TAD a suscité l'intérêt des personnes travaillant sur les problèmes de mobilité (Bailly et Heurigon, 2001; Wiel, 2002) et de ceux travaillant sur son impact sociétal comme les membres de l'*Institut pour la ville en mouvement* dont les travaux ont donné lieu à un ensemble de publications (Le Breton *et al.*, 2000; Le Breton, 2001; Ascher, 2002).

D'autres travaux portant sur l'amélioration des systèmes d'aide à la décision sont menés par l'INRETS¹ qui a conduit une thèse sur l'utilisation des systèmes multi-agents pour simuler des TAD (Zargayouna, 2005).

L'état de l'art des recherches en TAD présenté dans ce chapitre vise à comprendre les problèmes techniques qui se posent aux déploiements de services. À cette fin, un exemple représentatif de TAD est tout d'abord proposé en première section. Différentes politiques de desserte illustrent par ailleurs la difficulté des choix d'optimisation.

Concernant l'optimisation proprement dite, un ensemble de méthodes informatiques consacrées au « *dial-a-ride problem* », formalisant le transport de personnes, montre les orientations scientifiques de la discipline. Ces méthodes sont discutées puis classées dans un tableau synthétique, selon les critères pertinents et utiles à notre démarche.

Ainsi les recherches consacrées au TAD sont menées de front par différentes disciplines et donnent lieu à des contributions (pluri)disciplinaires. Il semble opportun de définir plus avant les différences existant entre *interdisciplinarité* et *pluridisciplinarité*, ces deux mots étant souvent, à tort, utilisés comme synonymes.

En dernier lieu, nous passons en revue un ensemble de travaux réalisés par le réseau thématique TADvance, que la présente thèse vient compléter du point de vue méthodologique.

2.1 De l'optimalité d'une solution

2.1.1 Un cas représentatif de TAD

À travers cette section, nous introduisons les concepts d'optimum et d'optimisation dans le cadre d'un problème de TAD classique. Dans l'exemple de la figure 2.1, quatre clients se rendent au même endroit (D) pour le même horaire et nous cherchons une solution pour les transporter.

Selon la politique de desserte appliquée, la solution « optimale » varie en fonction des critères adoptés. Le tableau 2.1 présente trois solutions, chacune optimale pour un objectif plutôt :

- économique : puisque l'utilisation de véhicules supplémentaires engendre un surcoût, nous n'en utilisons qu'un pour prendre en charge tous les clients. Cependant, l'économie réalisée se fait au détriment de la qualité de service. En effet, les

¹Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité

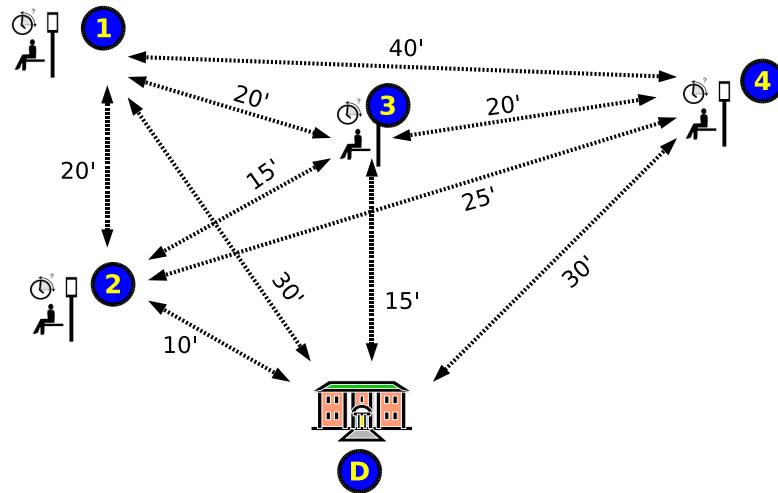


FIG. 2.1: Exemple d'optimisation de TAD : nous cherchons une solution pour acheminer quatre clients se rendant au point D. Les horaires sont cohérents.

retards cumulés sont très grands (70 minutes) par rapport aux temps théoriques de parcours ;

- de qualité de service au client : en affretant trois véhicules, les clients acheminés ne souffrent d'aucun retard, par-contre le cumul des temps de parcours augmente, engendrant une plus forte émission de polluants (CO_2) et le coût économique du service fait plus que tripler (nombre de véhicules plus le carburant) ;
- environnemental : la troisième solution réduit le cumul des temps de parcours (65 minutes) pour limiter l'émission de polluants. Néanmoins, cette solution accuse un léger retard (5 minutes) et nécessite deux véhicules.

2.1.2 Quels objectifs ?

Si nous plaçons ces trois objectifs à égalité et que nous les optimisons concurremment, les trois solutions présentées sont équivalentes puisque chacune d'entre elles maximise (ou minimise) un objectif en particulier. Il appartient finalement à l'AOT (Autorité Organisatrice des Transports) de décider de la solution à mettre en œuvre.

Pour cela, nous proposons d'orienter notre recherche de solutions au TAD en fonction de trois objectifs :

- minimiser le nombre de véhicules : objectif *économique* ;
- minimiser les temps de parcours : objectif *environnemental* ;
- minimiser les retards : objectif de *qualité de service*.

Ces objectifs sont contraints par :

- le nombre de véhicules ;

Objectif à minimiser	Résultats	
Nombre de véhicules « économie »	Séquence d'arrêts	$4 \rightarrow 3 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow D$
	Nombre de véhicules	1
	Perte de temps clients	$r(1) = 0'; r(2) = 0'; r(3) = 35'; r(4) = 40'$ Total = 75'
	Temps de parcours total	$t_{4 \rightarrow 3} + t_{3 \rightarrow 1} + t_{1 \rightarrow 2} + t_{2 \rightarrow D} = 70'$ Total = 70'
Perte de temps clients « qualité de service »	Séquence d'arrêts	$4 \rightarrow D; 3 \rightarrow D; 1 \rightarrow 2 \rightarrow D$
	Nombre de véhicules	3
	Perte de temps clients	$r(1) = 0'; r(2) = 0'; r(3) = 0'; r(4) = 0'$ Total = 0'
	Temps de parcours total	$t_{4 \rightarrow D} = 30'; t_{1 \rightarrow 2} + t_{2 \rightarrow D} = 30'; t_{3 \rightarrow D} = 15'$ Total = 75'
Temps de parcours « environnement »	Séquence d'arrêts	$4 \rightarrow 3 \rightarrow D; 1 \rightarrow 2 \rightarrow D$
	Nombre de véhicules	2
	Perte de temps clients	$r(1) = 0'; r(2) = 0'; r(3) = 0'; r(4) = 5'$ Total = 5'
	Temps de parcours total	$t_{1 \rightarrow 2} + t_{2 \rightarrow D} = 30'; t_{3 \rightarrow 4} + t_{4 \rightarrow D} = 35'$ Total = 65'

TAB. 2.1: Plusieurs solutions optimales au problème de TAD de la figure 2.1, $r(x)$ indique le retard pour x , $t_{x \rightarrow y}$ indique le temps de parcours de x à y . Les temps sont exprimés en minutes.

- les horaires ;
- la tolérance des clients vis-à-vis des retards occasionnés.

Le problème d'optimisation de transport de personnes est bien connu en informatique, qui est mise à contribution pour pallier les très fortes complexités (cf. annexe B) de ces problèmes. C'est l'objet de la section suivante.

Aussi, les méthodes d'optimisation que nous proposons, sont associées au « dial-a-ride problem » qui vise à optimiser les tournées.

2.2 Les grands problèmes de tournées

Dans sa formalisation, le TAD appartient à la famille des problèmes de tournées très étudiés en recherche opérationnelle. Nous ne définissons pas une taxonomie exhaustive des problèmes de tournées étudiés en informatique, mais nous en rappelons les principaux qui ont trait au TAD. Nous commençons par un rappel du problème du voyageur de commerce, qui est à la base de tous les problèmes de tournées.

Pour étudier ces différents problèmes de tournées, nous nous basons nécessairement sur la théorie des graphes (cf. annexe A), où le problème de desserte est représenté

par un graphe G , dont les sommets représentent les différents points de passage du problème.

Soit $G = (S, E)$ un graphe tel que :

- $S = \{x_i\}$, avec $i \leq |S|$, $|S| = p$ le nombre de sommets du graphe G , x_i un sommet du graphe G ;
- $E = S \times S$, l'ensemble des arêtes du graphe G .

2.2.1 Le problème du voyageur de commerce

Le problème du voyageur de commerce (*Travelling Salesman Problem*, TSP), déjà étudié par Kruskal (1956) et Flood (1956), consiste à visiter un ensemble de villes une seule fois en revenant au point de départ, tout en minimisant la distance parcourue. Départ et arrivée de la tournée sont confondus mais ne sont pas fixés préalablement à l'instar de l'exemple de la figure 2.2.1.

Soit F l'ensemble des arêtes empruntées, tel que $F \subset E$ et $p' = |F|$. Soit d_a la longueur de l'arête $a \in F$. L'objectif du TSP est donc :

$$\min \sum_{a \in F}^{p'} d_a$$

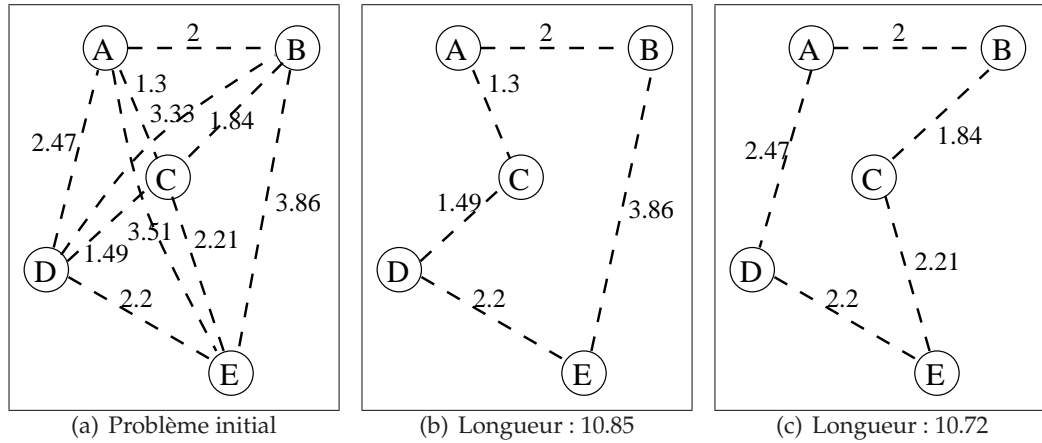


FIG. 2.2: Exemple de TSP avec cinq communes : la tournée (b) n'est pas optimale tandis que la tournée (c) minimise la distance parcourue.

Dans sa forme de base, le TSP ne dispose que d'un seul véhicule (autrement dit un seul chemin), mais l'on peut travailler avec n véhicules. C'est le n -TSP, qui consiste à minimiser la somme linéaire des distances parcourues par chacun des n véhicules $v \in V$ (V est l'ensemble des véhicules) qui se partagent la visite de l'ensemble des villes :

$$\min \sum_{v \in V} \sum_{a \in F}^p d_a$$

Le TAD est d'un niveau de complexité plus grand puisque les clients montent dans le véhicule à un arrêt pour descendre à un autre et que la qualité de service entre en ligne de compte.

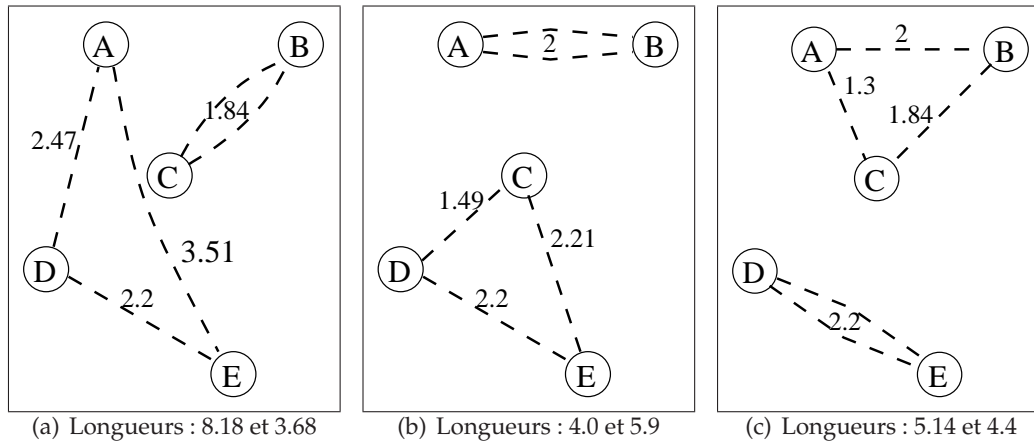


FIG. 2.3: Exemple de 2-TSP avec cinq communes (A, B, C, D et E) : la tournée (c) est optimale car elle minimise la somme linéaire des distances parcourues par les deux véhicules.

2.2.2 Les problèmes de tournées

Pourtant très étudiés en informatique à en juger l'importante littérature consacrée à leurs sujets, les problèmes de tournées ne disposent pas de définitions académiques génériques. Cependant, trois problèmes semblent constituer l'essence même des problèmes de tournées et de leurs variantes, transportant marchandises ou individus, applicables au TAD. Ces problèmes, souvent assimilés au *Dial-a-Ride Problem* (DARP) pour le transport de personnes, ou encore au *Pick-up and Delivery Problem* (PDP) pour les marchandises, se différencient en problèmes plus spécifiques répondant à des objectifs précis sous contraintes.

Ainsi, une première généralisation des problèmes de tournées a été proposée par Savelsbergh et Sol (1995), qui classe le DARP comme un sous-problème du *General Pick-up*

and Delivery Problem qui cherche les meilleures tournées sans correspondance répondant à un ensemble de requêtes de transport, chacune étant définie par sa charge, son origine et sa destination. De cette définition générale découlent trois sous-problèmes, très étudiés en informatique et en recherche opérationnelle :

1. Le *Pick-up and Delivery Problem*, où chaque requête de transport spécifie une origine et une destination uniques et où tous les véhicules partent et reviennent en un dépôt central ;
2. Le *Vehicle Routing Problem* (VRP), qui est un PDP dans lequel toutes les origines ou toutes les destinations se confondent avec le dépôt central ;
3. Le *Dial-a-Ride Problem*, qui est quant à lui, un PDP où l'on considère des personnes, i.e. d'un point de vue formel, une charge à transporter vaut 1 et cette charge peut avoir un rôle dans la recherche d'optimalité (qualité de service pour le voyageur).

Une fois cette taxonomie de base établie, les variantes possibles de ces sous-problèmes se distinguent notamment dans les contraintes posées à la résolution : nombre et capacités des véhicules (contraintes physiques inviolables), temps de parcours et de desserte (contraintes temporelles, potentiellement transgressables selon la tolérance octroyée). Ces tolérances suggèrent la mise en place de fenêtres de temps : des marges temporelles situées sur les prises en charge et/ou dessertes, ou sur le parcours total, qui offrent aux véhicules une tolérance dans la réalisation de leurs parcours, comme par exemple le VRP *with time windows* (Bräysy et Gendreau, 2005). Puis viennent toutes les considérations relevant de la qualité de service, c'est-à-dire les souhaits exprimés par le client, comme le temps qu'il est prêt à accorder à son voyage. Ces considérations permettent éventuellement des détours pour prendre en charge d'autres marchandises ou clients, jouant sur l'élasticité des fenêtres de temps et sur les temps de parcours ou délais de livraison souhaités. Regardons maintenant plus en détail le transport de personnes que constitue le DARP, qui est à la base du TAD.

Le Dial-a-Ride Problem

Le DARP consiste en l'organisation et la conception de tournées de véhicules pour n utilisateurs requérant chacun leur propre lieu de prise en charge et leur propre lieu de desserte. Dans sa version de base, le DARP est résolu avec une flotte de véhicules identiques, ayant tous les mêmes caractéristiques et le même dépôt. L'objectif de ce problème consiste à planifier une tournée en répondant au mieux aux souhaits des usagers (qualité de service, durées des courses) tout en minimisant les coûts de fonctionnement

(nombres de véhicules et de chauffeurs nécessaires...). Un exemple classique d'utilisation est le service de transport de personnes de « porte-à-porte » (Diana et Dessouky, 2004), où la recherche opérationnelle peut aider à parachever ces objectifs en fournissant des solutions fiables à coûts réduits.

Dans le cadre de notre étude, nous ne considérons pas les dépôts des véhicules. Il ne s'agit pas là d'une volonté de simplifier le problème, mais il faut bien comprendre que le TAD ne fonctionne pas comme un transport de type ambulance qui revient systématiquement à son hôpital de rattachement. En effet, les véhicules peuvent demeurer au dernier arrêt desservi en attendant la prochaine course. De plus, si nous tenons compte des densités des demandes de transport, nous pouvons envisager que les zones de desserte correspondent également à des zones de départ. Aussi, le concept de dépôt ne constitue pas un élément clé de notre application. Également, se pose le problème du prépositionnement des véhicules qui constitue une recherche en soi et que nous ne traitons pas dans cette thèse.

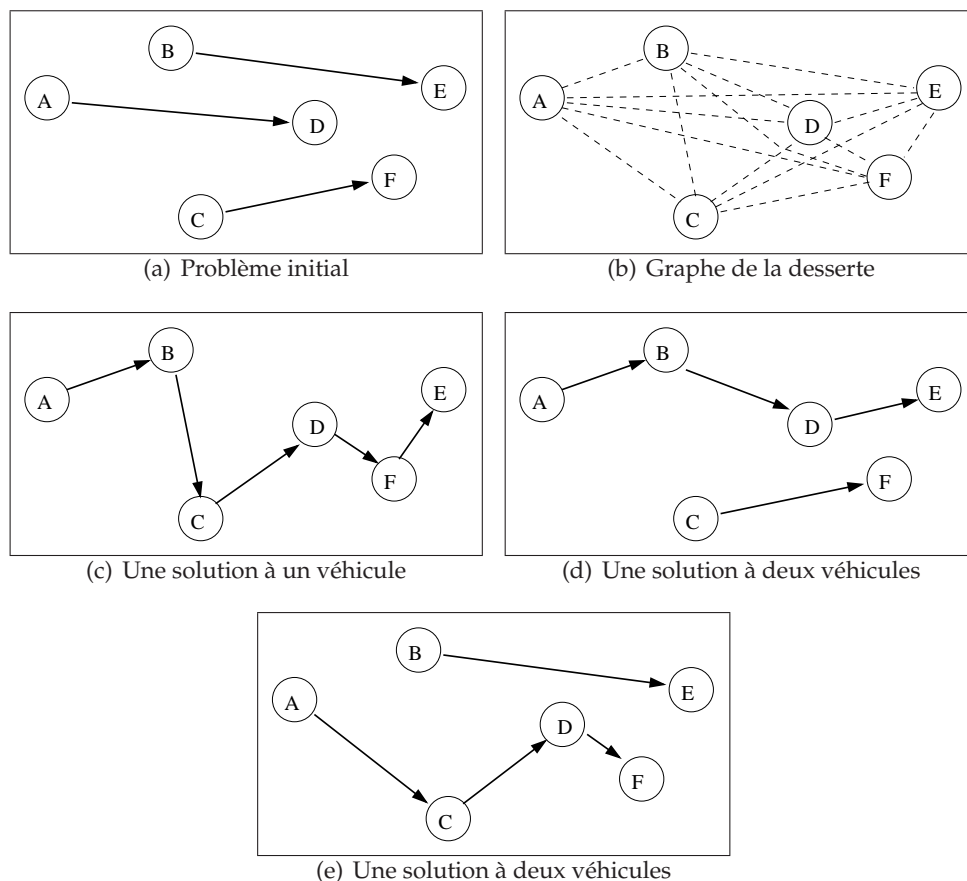


FIG. 2.4: Exemple de DARP avec trois demandes : $A \rightarrow D$, $B \rightarrow E$, $C \rightarrow F$.

D'un point de vue conceptuel, le DARP généralise certains problèmes de tournées, comme le *Pickup and Delivery Vehicle Routing Problem* (PDVRP), où le service effectue des prises en charge et des dessertes tout le long du parcours, ou encore le *Vehicle Routing Problem with Time Windows* (VRPTW), où des fenêtres de temps, de tailles variables, existent en chaque point de la tournée (Desrosiers *et al.*, 1995; Desaulniers *et al.*, 2002). Une description de ces problèmes est fournie dans (Cordeau et Laporte, 2007), mais globalement ces problèmes sont des spécialisations du DARP en introduisant des contraintes sur les prises en charge et dessertes le long du parcours et sur les fenêtres de temps correspondantes.

En outre, ce qui différencie le DARP des autres problèmes de tournées, c'est la prise en charge d'individus qui pose de nouvelles conditions à la résolution des problèmes, notamment pour réduire les contraintes et inconvénients imposés au voyageur. Cette nouvelle donne conceptuelle doit pourtant trouver un équilibre avec la réduction des coûts de fonctionnement. Le DARP correspond donc à la recherche de l'équilibre entre deux objectifs contradictoires : minimiser les coûts d'une part, et satisfaire au mieux le client d'autre part. C'est d'ailleurs la principale particularité d'un DARP, à savoir intégrer des critères de qualité de service (*Quality of Service*, QoS) dans la recherche de l'optimum.

Les services de type DARP fonctionnent soit en mode statique, soit en mode dynamique. Dans le premier cas, toutes les requêtes de transport sont connues à l'avance, permettant ainsi une bonne optimisation du problème, tandis que dans le second cas, les requêtes sont connues au fur et mesure, et les tournées sont adaptées en temps réel pour prendre en compte ces nouvelles demandes. Dans la pratique, il est vraiment très rare d'avoir un service totalement dynamique, plus délicat à optimiser. Généralement, les demandes sont connues à l'avance pour trouver de meilleures tournées.

La résolution du DARP prend également en compte les capacités des véhicules de la flotte, qui est généralement hétérogène. Une des considérations majeures dans ces problèmes est de trouver la flotte la plus adaptée en terme de quantité de véhicules requis d'une part, et de maximiser les taux de remplissage de ces véhicules d'autre part. Ces deux objectifs vont souvent de paire, mais il faut parfois trouver un compromis entre les critères considérés. Par exemple, les critères de qualité de service regroupent les temps des courses, les distances parcourues, les temps d'attente, les temps passés dans le véhicule pour chaque client...

Plusieurs modèles mathématiques existent, notamment celui de Cordeau (2006) et celui de Ropke *et al.* (2006) décrivant formellement les contraintes et les objectifs à atteindre.

Le tableau 2.2 donne une vue synthétique des algorithmes de résolution du DARP :

- des méthodes exactes, qui fournissent les *meilleures solutions* comme :
 - l'énumération exhaustive des solutions, consistant à étendre un l'ensemble des solutions de manière incrémentale ;
 - les procédures de recherche arborescente (recherche récursive sur graphes) de divers types, telles que « Branch-and-Cut » qui élague dans l'arbre de recherche les mauvaises branches de solutions.
- des heuristiques, qui cherchent de *bonnes solutions* telles que :
 - les méthodes inspirées de la nature, comme les algorithmes génétiques (génération d'ensembles de solutions successifs par analogie avec les principes de sélection naturelle de Darwin (1859)) ;
 - les méthodes de voisinage, comme la recherche tabou (recherche locale avec interdiction temporaire de retour arrière).

Cette synthèse est bâtie sur l'état de l'art de Cordeau et Laporte (2007) et étendue notamment avec la contrainte géographique (*Géo* : formes des tournées et polarisation du territoire (cf. chap. 3)).

Comme le montre ce tableau, l'introduction d'éléments géographiques n'est pas prise en compte. En effet, à l'exception de (Chevrier *et al.*, 2006a; Garaix *et al.*, 2006) la plupart des méthodes recensées dans ce tableau sont pensées pour résoudre des instances de tests, admises au sein de la communauté comme celles de Solomon (1987). C'est pourquoi nous proposons dans cette thèse d'utiliser des instances réalistes construites sur un espace non-isomorphe et anisotrope, en fonction de ses caractéristiques territoriales (flux, densités probables des demandes, matrices origines-destinations).

Références	Statique/ Dynamique	Objectifs		temps de parcours	Multi-Contraintes				K	Géo	Typologie
		mono	multi		TW	$ V = 1$	$ V = n$				
(Psaraftis, 1983)	S	1				X			F		a,b
(Desrosiers <i>et al.</i> , 1986)	S	1			X	X			F		a,b
(Bodin et Sexton, 1986)	S		2						F		c. Itère entre des phases de routage et d'organisation
(Dumas <i>et al.</i> , 1989; Desrosiers <i>et al.</i> , 1991; Ioachim <i>et al.</i> , 1995)	S		4,5				X		D		c. Création de sous-groupes. Regroupement par génération de colonnes. Phases d'organisation.
(Borndörfer <i>et al.</i> , 1997)	S		6	X	X		X		D		c,d
(Teodorovic et Radivojevic, 2000)	D		9		X		X		D		e
(Cordeau et Laporte, 2003)	S		3	X (+courses limitées)	X		X		D		c. Recherche tabou avec insertions de sommets.
(Diana et Dessouky, 2004)	S		7	X (+temps d'attente)	X		X		D		c
(Rekiek <i>et al.</i> , 2006)	S		4		X		X		D		f
(Xiang <i>et al.</i> , 2006)	S		8	X (+courses limitées + temps de travail)	X		X		D		c. Insertions, correspondances. Solutions diversifiées.
(Cordeau, 2006; Ropke <i>et al.</i> , 2006)	S		3	X (+courses limitées)	X		X		D		a,d
(Chevrier <i>et al.</i> , 2006a)	S		4	X (+courses limitées)	X		X		D	11	f
(Coslovitch <i>et al.</i> , 2006)	D		10		X		X		D		Insertions sur les services en cours.
(Garaix <i>et al.</i> , 2006)	S		3		X		X		D	12	c
(Jørgensen <i>et al.</i> , 2007)	S		9		X		X		D		c, f

TW. *time windows*, fenêtres de temps.

v. Nombre de véhicules (1 ou n).

K. Capacités des véhicules (fixes (F) ou différenciées (D)).

Géo. Éléments géographiques.

1. Minimiser le temps de la course.

2. Minimiser la somme pondérée des différences entre les temps de parcours désirés et effectifs.

Minimiser la somme des différences entre les temps de desserte désirés et effectifs.

3. Minimiser la longueur totale du parcours.

4. Minimiser le nombre de véhicules.

5. Minimiser le temps de parcours total.

6. Minimiser les coûts opérationnels (chauffeurs et véhicules).

7. Minimiser une combinaison pondérée de distance, de temps d'attente par véhicule et de dépassement sur le temps de parcours global.

8. Minimiser une combinaison linéaire de coûts variables et fixes de véhicules et chauffeurs.

9. Minimiser une combinaison linéaire de temps (parcours, travail, dépassements).

10. Minimiser l'insatisfaction du client.

11. Formes des tournées, polarisation du territoire.

12. Formes des tournées utilisées en post-optimisation

a. Exact.

b. Énumération exhaustive : construction incrémentale de l'ensemble des solutions à partir d'un sous-ensemble.

c. Heuristique.

d. Branch-and-cut.
soumis à conditions.

e. Insertions séquentielles de requêtes.

f. Algorithme génétique (cf. section 5.2)

TAB. 2.2: Méthodes de résolution du DARP

2.2.3 Besoin de nouvelles instances

Pour comparer les méthodes d'optimisation du DARP les unes aux autres et mesurer leur efficacité, leurs auteurs utilisent généralement les instances de Solomon ou d'autres, qui sont des ensembles de points distribués sur des plans isomorphes (distances exprimées à « vol d'oiseau »).

Du point de vue géographique, cette représentation est limitée, pour plusieurs raisons :

- les distances à « vol d'oiseau » ne portent pas les informations telles que la rugosité de la route ou le dénivelé qui auront des impacts très forts sur les temps de parcours entre ces points ;
- l'apparition des demandes n'est corrélée à aucun modèle décrivant les flux de transport ou de fret, alors que les origines et les destinations désignées par les usagers ne sont pas chaotiques.

Agir sur ces limites, et plus particulièrement la seconde, permettrait d'anticiper les demandes et donc les flux, et de fournir une optimisation ad-hoc, appropriée aux instances observées.

Les modèles géographiques décrivant les flux de personnes et/ou de marchandises font l'objet du chapitre 3. À partir de ceux-ci, l'on peut définir de nouvelles méthodes originales d'optimisation de TAD.

2.3 Une approche interdisciplinaire du TAD

Les arguments avancés nous invitent à concevoir une démarche interdisciplinaire, alliant les concepts et les éléments méthodologiques des disciplines informatique, géographique et statistique.

2.3.1 Pluridisciplinarité ou interdisciplinarité : quelle posture ?

La nécessité de sortir du cloisonnement disciplinaire et le besoin de créer des liens entre les disciplines se sont manifestés au cours des années 50 (Nicolescu, 1996).

En effet, dans les recherches académiques menées par plusieurs disciplines travaillant conjointement autour de la même thématique ou du même objet, les approches développées peuvent être radicalement différentes.

Pour caractériser les différences entre ces approches, nous considérons un objet « bi-disciplinaire », donc étudié par deux disciplines. Si chacune d'entre elles travaille isolément sur le même objet, ou échange ses problèmes pour que l'autre les résolve, nous sommes dans un cadre pluridisciplinaire. Alors que dans le cas où les mêmes disciplines travaillent conjointement, chacune apportant ses compétences, pour trouver une solution à un problème situé directement à leur interface, nous sommes dans ce cas-là, dans une démarche interdisciplinaire. Dans le cadre des TAD, une première réflexion sur ces concepts a été produite par Josselin (2004).

Pluridisciplinarité

Basarab Nicolescu (1996) écrit dans son manifeste que « *La pluridisciplinarité concerne l'étude d'un objet d'une seule et même discipline par plusieurs disciplines à la fois* » mais que « *sa finalité reste inscrite dans le cadre de la recherche disciplinaire.* »

Si l'objet d'étude concerne plusieurs disciplines (fig. 2.5), chacune d'entre elles apporte sa contribution à cet objet, mais il n'y a pas de retour méthodologique d'une discipline à l'autre. En effet l'objet d'étude est la finalité des recherches menées et se situe en position de simple interface.

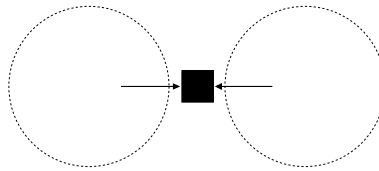


FIG. 2.5: Vue synthétique de la pluridisciplinarité. Le carré est l'objet d'étude des disciplines représentées en cercles pointillés et les flèches sont leurs contributions.

Interdisciplinarité

Dans le même manifeste, Basarab Nicolescu 1996 indique que l'interdisciplinarité « [...] concerne le transfert des méthodes d'une discipline à l'autre ».

Si l'objet d'étude se positionne à la croisée des disciplines et pas simplement en tant que simple interface ou passerelle disciplinaire, la recherche est menée dans la pluralité, qui, outre de contribuer à l'objet d'étude, enrichit chaque discipline d'éléments thématiques et méthodologiques de sa consœur (fig. 2.6).

Les algorithmes dits « *inspirés de la nature* » en sont un éclatant résultat, car pour résoudre des problèmes complexes, les informaticiens se sont inspirés du vivant (biolo-

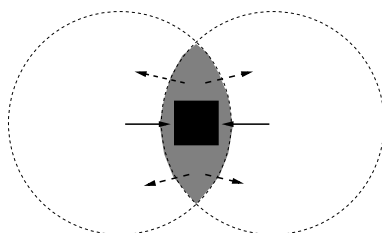


FIG. 2.6: *Vue synthétique de l'interdisciplinarité. Le carré est l'objet d'étude des disciplines représentées en cercles pointillés, les flèches pleines sont leurs contributions et celles pointillées indiquent les retours méthodologiques.*

gie, génétique, neurologie...) pour s'imprégner de leurs thématiques et insuffler de nouvelles méthodes algorithmiques, cette fois stochastiques, capables de prouesses plus difficilement réalisables avec les algorithmes exacts (Holland, 1975; Dorigo, 1992; Ferber, 1995).

C'est justement ce positionnement scientifique que nous adoptons pour le déroulement de cette recherche et pour les développements et expérimentations qui en sont directement issus : nous injectons la notion même de territoire (structure, populations, flux...) dans la méthodologie informatique, et l'optimisation enrichit la compréhension des systèmes territoriaux sur lesquels fonctionnent les TAD.

2.3.2 Une démarche complémentaire

Le réseau thématique TADvance travaille depuis bientôt dix ans sur la thématique des TAD et a lui aussi contribué à son développement. Ce réseau multi-sites (Avignon, Montbéliard, Besançon, Dijon, Strasbourg, Lille) réunit des chercheurs en géographie et en informatique, dont les réalisations portent sur différents aspects :

- le territoire (Banos et Josselin, 2000) ;
- la relation entre le territoire, les temporalités et la forme du TAD (Castex et Josselin, 2007) ;
- la recherche fondamentale sur les concepts de TAD (Josselin et Genre-Grandpierre, 2005) ;
- la prise en compte de la qualité de service dans les TAD (Garaix, 2007) ;
- le dépôt de logiciels spécifiques (ReSAD₂, GaleopSys) et le déploiement de TAD fonctionnels, tels que les TAD Evolis-Gare, TADou, Modulobus-Noël, Mod'Gen² mis en place et déployés en collaboration avec des collectivités territoriales.

²Ces développements ont été réalisés avec la société ProRentSoft : <http://www.prorentsoft.com>

De plus, les travaux menés par TADvance ont abouti à la publication de plusieurs thèses (Banos, 1999; Thevenin, 2002; Bolot, 2006; Castex, 2007; Garaix, 2007). La thèse présentée ici vient compléter les travaux réalisés préalablement.

Contexte de travail

Ces éléments sur l'interdisciplinarité ne sont pas anodins, car ils permettent de prendre la mesure de l'intérêt de travailler avec plusieurs acteurs sur un même sujet. En effet, cette contribution au TAD s'est articulée autour de partenaires scientifiques, certes, mais aussi institutionnels comme la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard. À ces premiers partenaires, il faut ajouter tous les différents intervenants ayant pris part aux différentes expérimentations ou services, notamment la société Pro-RentSoft, qui a assuré l'essentiel de la logistique.

Dans ce cadre opérationnel, mon rôle ne s'est pas limité à une simple consultance scientifique sur la méthode informatique, mais a bel et bien consisté à prendre part au service directement en régie, en assurant le bon fonctionnement algorithmique du moteur d'optimisation, avec des données et des clients réels.

Ce contexte de recherche interdisciplinaire et d'action opérationnelle confère à cette thèse un caractère particulier, et la situe dans un domaine à l'interface entre les sciences de la société et les sciences exactes, la géographie et l'informatique : la géomatique (Laurini, 2001).

Conclusion

Cette revue des différentes disciplines se consacrant au transport de personnes et au TAD donne l'image de recherches cloisonnées qui gagnent à s'imprégner des travaux réalisés de part et d'autre. L'un des objectifs de la thèse réside bien là : insuffler des éléments méthodologiques des SHS et des statistiques pour améliorer l'optimisation d'un TAD, telle qu'elle est proposée habituellement en recherche opérationnelle.

Nous avons vu les travaux menés en SHS d'une part et en recherche opérationnelle d'autre part. Ainsi, les premières se consacrent davantage aux impacts sociétaux du TAD, à ses besoins, à ses objectifs, à son organisation spatiale et à son déploiement, tandis que la seconde se penche plus concrètement sur l'optimisation des tournées des véhicules pour assurer un service efficace de transport de personnes, notamment à travers les algorithmes de résolution du DARP.

Les insuffisances relevées pour chacune des disciplines en matière de TAD, soulignent le manque d'échange entre elles en dépit de la pluridisciplinarité pouvant exister. C'est donc dans une démarche interdisciplinaire que nous proposons une méthode visant à concilier les travaux des disciplines informatique et géographique, notamment à travers l'utilisation de la convergence issue du caractère polarisé du territoire.

Chapitre 3

Les territoires, leurs interactions et les polarités

Sommaire

3.1	La polarité	48
3.1.1	Le modèle centre/périphérie	48
3.1.2	La théorie des lieux centraux	50
3.1.3	Le modèle gravitaire	53
3.2	La convergence des flux	54
3.2.1	Le Pays de Montbéliard : un site multipolaire	55
3.2.2	Optimisation à trois niveaux territoriaux	55

Introduction

L'étude des interactions entre les territoires est à la base de l'analyse spatiale, sinon de la géographie même. Comprendre ces interactions et déjà simplement les observer, les quantifier peut aider à optimiser le transport de personnes. L'objectif de ce chapitre vise à montrer que les modèles décrivant les interactions territoriales peuvent faire partie intégrante de l'optimisation.

En premier lieu, nous présentons plusieurs modèles existant en géographie et décrivant les interactions entre les lieux de l'espace. Car à travers ces modèles, c'est bien l'idée de flux et d'orientation de ces flux qui nous intéressent pour échaffauder la structure du réseau d'échanges qui préfigure la construction du graphe de tournées que nous présentons dans le chapitre 4. Successivement nous décrivons le modèle centre /

périphérie, les lieux centraux pour terminer sur le modèle gravitaire qui nous intéresse plus particulièrement et qui est la formalisation numérique des interactions spatiales.

Pour conforter notre approche territoriale en TAD, nous nous appuyons sur une configuration concrète, à savoir le Pays de Montbéliard, qui a pour particularité d'être un site multipolaire avec plusieurs villes centres attractives. Nous limitons le territoire du Pays de Montbéliard aux 29 communes de la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard (CAPM), pour laquelle nous disposons d'un ensemble d'informations statistiques et géographiques (populations et découpage territorial).

L'objectif de ce chapitre vise à montrer que les modèles peuvent sous-tendre des représentations formelles du territoire aptes à favoriser l'optimisation du TAD.

3.1 La polarité

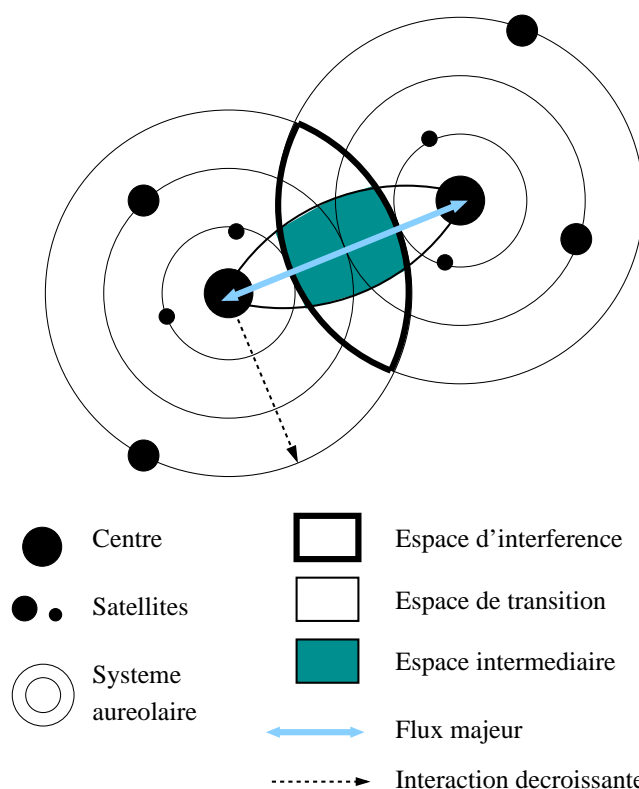
La polarité résulte de la polarisation. Celle-ci traduit « l'attraction d'un lieu, d'un espace, par un pôle » (Brunet *et al.*, 1993), qui « ...attire vers lui l'attention, les clients, les migrations : les régions polarisées le sont par une ville, un lieu central vers lequel *converge* un champ d'attraction. »

La polarité est un principe fondateur en géographie. En témoignent les divers modèles existants tendant à expliquer les échanges dans le monde, ou encore l'organisation spatiale des territoires, des villes et des systèmes de villes. Nous donnons ici une liste non exhaustive de modèles bien connus en géographie (Haggett, 1973; Ferras, 1993; Camagni, 1996; Pumain et Saint-Julien, 1997) qui tentent d'expliquer les interactions à différentes échelles.

Car même s'ils ne sont pas parfaits, ces modèles s'accordent tous sur un point, à savoir que l'espace est polarisé. C'est-à-dire que certains lieux ont la particularité d'attirer davantage que d'autres, ou encore qu'ils ont des fonctions, des aménités ou des attributs plus importants. Ce principe de polarité est fondamental dans la méthodologie de TAD que nous proposons, car il est aux sources des optimisations que nous comptons introduire.

3.1.1 Le modèle centre/périphérie

Utilisée en économie des inégalités de développement (Amin, 1973), cette analogie à la géométrie caractérise « l'opposition entre les deux types fondamentaux de lieux dans un système spatial [...] » (Grataloup, 2004). On parle alors de lieux dominants et



Source Bavoux et al. 2005

FIG. 3.1: Centres, périphéries et espaces intermédiaires

dominés que l'on retrouve à toutes les échelles géographiques. Mais c'est au niveau mondial que le concept prend vraiment sa dimension et notamment dans l'opposition des mondes développé et sous-développé, du Nord et du Sud. Le modèle centre/périphérie décrit les lieux dominants ou gouvernants comme les centres et les lieux subordonnés comme les périphéries.

Des nuances peuvent apparaître dans ce modèle. En effet, au sein même des périphéries, certains lieux peuvent occuper une position centrale et réciproquement certains centres peuvent paraître périphériques en comparaison des centres plus importants. Remis dans le contexte des années 1980, deux centres décisionnaires s'imposent (États-Unis et URSS) et le reste du monde peut sembler périphérique car subissant les volontés des deux super-puissances. Toutefois, des centres secondaires apparaissent et tirent leur épingle du jeu, notamment l'Europe de l'Ouest ou l'Australie et la Nouvelle-Zélande.

Restreint à une réflexion tiers-mondiste des années 70-80, ce modèle peut être étendu à une véritable analyse des interactions à l'échelle mondiale montrant les liens exis-

tant entre les différentes régions du monde et notamment les déséquilibres dans les flux (biens, personnes, informations...) dont l'orientation peut se faire à sens unique. La notion de périphérie (et sa domination) existe parce que le solde déficitaire de flux se fait au profit du centre dominant. Certains pôles sont donc plus attractifs ou plus conquérants, en ce sens qu'ils orientent les polarités et toute l'organisation des flux de personnes, de biens, de marchandises, voire des informations.

La notion de périphérie reste toutefois assez relative car elle se situe souvent en marge d'une autre zone périphérique liée à un autre centre. Ainsi, le modèle centre-périphérie n'est finalement qu'une introduction à la multi-centralité où il existe des espaces de transition entre chaque centre. Ces transitions consistent les espaces intermédiaires décrits sur la figure 3.1. Le modèle centre/périphérie convient toutefois à la mise en lumière de relations d'inégalités spatiales.

3.1.2 La théorie des lieux centraux

Directement issue des travaux de Christaller (1933) et Lösch (1940), la théorie des lieux centraux établit une hiérarchie entre lieux de peuplement, reposant sur le principe selon lequel certaines unités jouent des rôles spécifiques pour l'ensemble de la communauté. Ainsi, dans une petite unité spatiale telle qu'un village, l'on trouvera aisément une boulangerie et une école, mais seule une unité spatiale de rang supérieur disposera de services tels que l'hypermarché et l'université. Ainsi le modèle christallérien hiérarchise les unités de peuplement en fonction de leurs tailles et de la spécificité des services qu'elles proposent aux unités de rangs inférieurs qui leur sont directement dépendantes.

L'objectif de Christaller était d'expliquer le nombre et la taille des villes ainsi que leurs espacements, en se basant sur des principes de clientèle périphérique et de portée de biens. La clientèle d'un centre regroupe la population susceptible de vouloir disposer des biens ou services de ce même centre. Ainsi la zone concernée est limitée dans l'espace par les coûts de transport à la charge de la clientèle. Cette distance maximale que le consommateur peut supporter est appelée portée d'un bien. Certains services n'existent donc que si la demande est suffisamment importante et atteint le seuil d'apparition de ces services.

De plus, Christaller postule deux propositions :

- les services ayant la même portée sont naturellement regroupés au sein d'un même centre pour des raisons d'économie d'échelle et d'agglomération ;
- les centres de niveau supérieur offrent les mêmes services que les centres de rangs inférieurs.

Treillis et indice k

En lien avec cette vision hiérarchisée des lieux, les réseaux christallériens sont construits sur des treillis. L'indice k indique le nombre d'unités de peuplement directement desservies par une place centrale. Ainsi les différentes configurations de la figure 3.2 représentent les champs possibles. La règle générale tend à corrélérer le poids démographique des centres et la diversité des services offerts. Bien que concrètement, il y a énormément de fluctuations locales autour de cette règle, la théorie des lieux centraux exprime un principe d'auto-organisation et de hiérarchie entre les lieux de vie.

Reposant sur un espace isotrope, isomorphe où les coûts de transport et de circulation sont identiques, Christaller agence les centres régulièrement de manière hexagonale et expose plusieurs principes d'organisation modifiant la configuration spatiale des centres en supposant que la population à desservir est uniformément répartie :

- le principe de marché qui repose sur un principe d'équité spatiale qui maximise les chances d'accès au centre. C'est le cas lorsque la clientèle est partagée entre trois centres, i.e. trois centres de rang supérieur sont disposés aux sommets d'un triangle équilatéral dont le centre géométrique correspond à l'unité spatiale partagée. L'indice k vaut 3, c'est-à-dire le centre lui-même plus $1/3$ des centres concernés : $k = 1 + 6 \times 1/3 = 3$, cf. figure 3.2(a) ;
- le principe de transport consistant à réduire les coûts nécessaires pour assurer la desserte des centres, étant donné que les pôles de rang inférieur ne sont pas situés sur les axes reliant ceux de rang supérieur. Ainsi, si on déplace ces premiers jusqu'aux axes de communication, on détériore légèrement l'accessibilité des clients au centre, mais on améliore le transport, dans ce cas $k = 1 + 6 \times 1/2 = 4$ (cf. figure 3.2(b)), c'est-à-dire que chacun des six centres dépend de deux centres de rang supérieur ;
- le principe d'administration selon lequel la clientèle ne peut être partagée entre différents centres de rang supérieur mais doit au contraire parfaitement s'incorporer dans une circonscription. La figure 3.2(c) représente les six centres plus le centre administratif de rang supérieur : $k = 6 \times 1 + 1 = 7$.

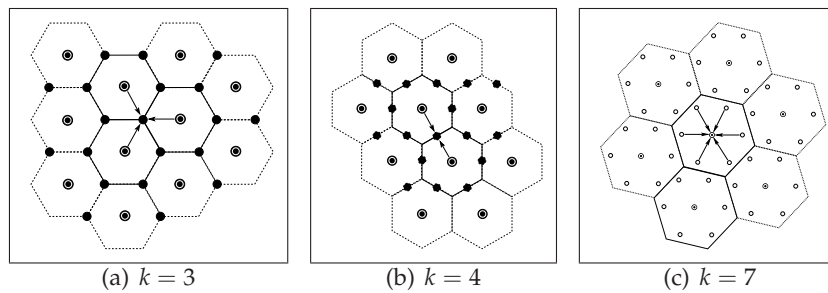


FIG. 3.2: Les quatre plus petits territoires hexagonaux d'un paysage, source : Haggett (1973) d'après Lösch (1954)

Limites de la théorie

Les observations menées par Christaller lui-même pour l'Allemagne méridionale (Christaller, 1933) ou d'autres dans des urbanisations plus récentes comme en Amérique du Sud ont montré que le nombre de petits centres est généralement bien moindre que ne le laissait présager la théorie.

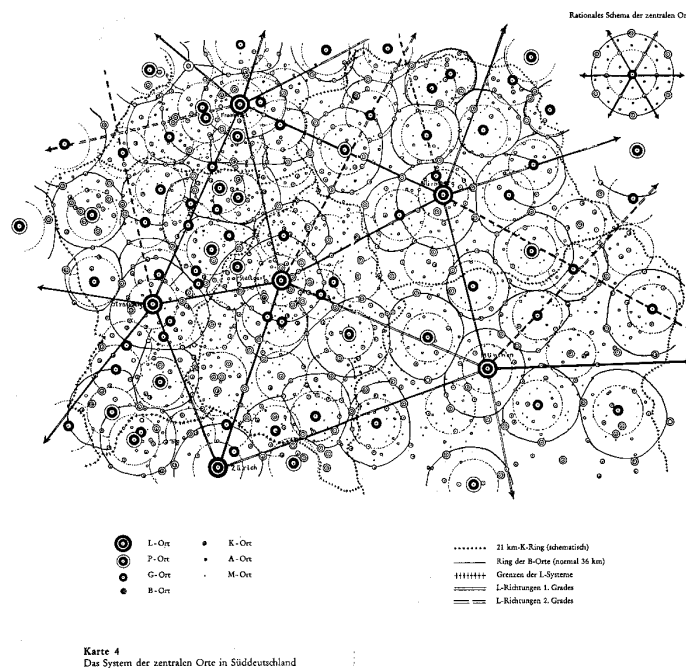


FIG. 3.3: Analyse des lieux centraux en Allemagne méridionale de Walter Christaller (1933)

De plus, à une échelle plus fine, en intra-urbain, le modèle christallérien doit subir plusieurs modifications, car initialement adapté pour une uniformité de taille hexagonale, le modèle doit être revu selon les densités de population. Là où celles-ci sont

fortes, les hexagones doivent être plus petits et plus resserrés, alors qu'à l'inverse, les hexagones des zones périphériques sont plus grands et plus espacés. Cette hypothèse est encore à nuancer, car le centre de niveau supérieur est souvent le quartier d'affaires tandis que les centres de niveau secondaire se situent en périphérie des villes, au carrefour des principaux axes de communication.

De plus, les distances prises en compte sont somme toute très relatives. L'impact de la distance il y a cent ans était bien plus fort qu'aujourd'hui. Ainsi l'évolution des moyens de transport tend à affaiblir les positions des petits centres au bénéfice des plus grands, car ceux-ci sont accessibles beaucoup plus rapidement et leurs positions hiérarchiques s'en trouvent renforcées. En outre, la spécialisation des villes intervient également dans le niveau d'équipement qu'elles requièrent et donc dans l'évolution de leur hiérarchie.

3.1.3 Le modèle gravitaire

Ce modèle s'inspire directement des sciences physiques, où le principe d'interaction traduit l'influence réciproque s'établissant entre deux objets ou plus.

D'après la loi de l'interaction gravitationnelle établie par Newton, deux corps A et B distants de δ_{AB} , et respectivement de masses M_A et M_B , s'attirent l'un et l'autre selon une interaction I_{AB} correspondant au produit de leurs masses inversement proportionnel au carré de leur distance. Ainsi le corps A exerce une force \vec{F}_{AB} sur le corps B :

$$\vec{F}_{AB} = G \frac{M_A M_B}{\delta_{AB}^2} \vec{u}_{AB} \quad (3.1)$$

G est la constante gravitationnelle¹ et \vec{u}_{AB} est le vecteur unitaire dirigé du corps A vers le corps B (A est attiré par B).

Rapportée à l'analyse spatiale et adaptée aux mouvements de population, Reilly (1929) en déduit la formule 3.2 prenant en compte les populations P_A et P_B des villes A et B en lieux et places des variables M_A et M_B :

$$I_{AB} = \frac{P_A P_B}{\delta_{AB}^2} \quad (3.2)$$

¹ $G = 6.67 \times 10^{-11} \text{ Nm}^2\text{kg}^{-2}$ (ou $\text{m}^3\text{kg}^{-1}\text{s}^{-2}$)

Zipf (1949) et Stewart (1950), en étudiant d'autres phénomènes d'interactions, comme le trafic de fret ou les migrations, ont produit la variante 3.3 :

$$I_{AB} = \frac{P_A P_B}{\delta_{AB}^1} \quad (3.3)$$

Hägerstrand (1957) analyse la différence d'exposant (1 et 2) dans les interactions pour en conclure que les villes nord-américaines plus développées (dans les années 50) ont une « friction » moins forte que dans les villes européennes où la friction s'élève à 2. Cette différence relève du décalage existant dans le développement des deux continents traduisant des gradients de mouvement plus forts dans les villes européennes.

En généralisant encore le modèle à d'autres disciplines comme l'économie (Camagni, 1996), on peut généraliser le modèle gravitaire pour obtenir la formule 3.4 :

$$I_{AB} = K \frac{P_A^\alpha P_B^\beta}{\delta_{AB}^\gamma} \quad (3.4)$$

Les exposants α et β peuvent avoir une influence énorme sur l'action d'une ville sur l'autre et dans les migrations qu'elle peut susciter. α marque la capacité de la ville à *émettre* des flux, tandis que β représente la capacité à recevoir. L'exposant γ indique quant à lui la friction de l'espace physique sur le mouvement. La distance séparant deux lieux d'une même ville (un quartier résidentiel et une zone commerciale) est sujette à une très forte friction due aux contraintes de déplacement intra-urbain ($\gamma > 1$), alors que la friction subie par la distance dans le cas d'échanges inter-continentaux est neutre voire faible ($\gamma \leq 1$). K est une constante d'ajustement du modèle. Chaque ville v a donc des capacités d'émission et de réception propres définies par le couple (α_v, β_v) .

3.2 La convergence des flux

La polarité hiérarchise le territoire et établit des structures de flux entre différents lieux de ce même territoire, qui est par essence non isomorphe et anisotrope. Ainsi différents lieux auront des comportements différents. Certains vont émettre des flux, d'autres en recevoir, et d'autres encore auront cette double particularité d'émettre et recevoir en même temps. Ces flux ne circulent bien évidemment pas de manière chao-

tique et on peut constater empiriquement que certains d'entre eux partagent les mêmes destinations. Fort de cette hypothèse, nous développons des méthodes d'optimisation basées sur la convergence des flux que nous allons appliquer au territoire du Pays de Montbéliard. Parmi les différentes théories et approches évoquées, nous conservons celle du modèle gravitaire pour la génération des flux probables, ainsi que l'idée de hiérarchie, que nous retrouvons dans les échelles considérées pour l'optimisation.

3.2.1 Le Pays de Montbéliard : un site multipolaire

Montbéliard (Doubs, 25) et son agglomération sont notre site d'étude (fig. 3.4). Sur la carte sont affichées les populations des 29 communes de la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard (CAPM), et l'on observe que trois d'entre elles (Montbéliard, Audincourt et Valentigney) se démarquent plus nettement des autres. Ces communes sont effectivement les plus importantes en terme de population et concentrent les plus grandes activités de ce territoire. Sochaux joue également un rôle majeur dans la polarisation en raison des migrations pendulaires que la très forte activité industrielle des usines PSA suscite. Le Pays de Montbéliard est donc un site multipolaire.

Évidemment les échanges ne se limitent pas aux frontières de la CAPM, les usines automobiles PSA, situées à cheval sur Montbéliard et Sochaux, font converger un peu plus de 13 000 employés (chiffres 2006) qui viennent de tout le territoire de la CAPM (127 000 habitants), mais également de départements limitrophes comme le Territoire de Belfort (90) ou encore la Haute-Saône (70). Néanmoins, pour développer notre méthode d'optimisation, nous nous limitons notre zone de test à la CAPM et ses 29 communes.

3.2.2 Optimisation à trois niveaux territoriaux

Le niveau d'échelle du support territorial a-t-il une influence sur la qualité du service fourni au client ? C'est une question à laquelle nous nous proposons de répondre dans cette thèse à travers les trois échelles successives présentées ci-après, chacune correspondant à un niveau croissant de découpage territorial, qui sera partie intégrante de l'optimisation de DARP que nous présentons au chapitre 6.

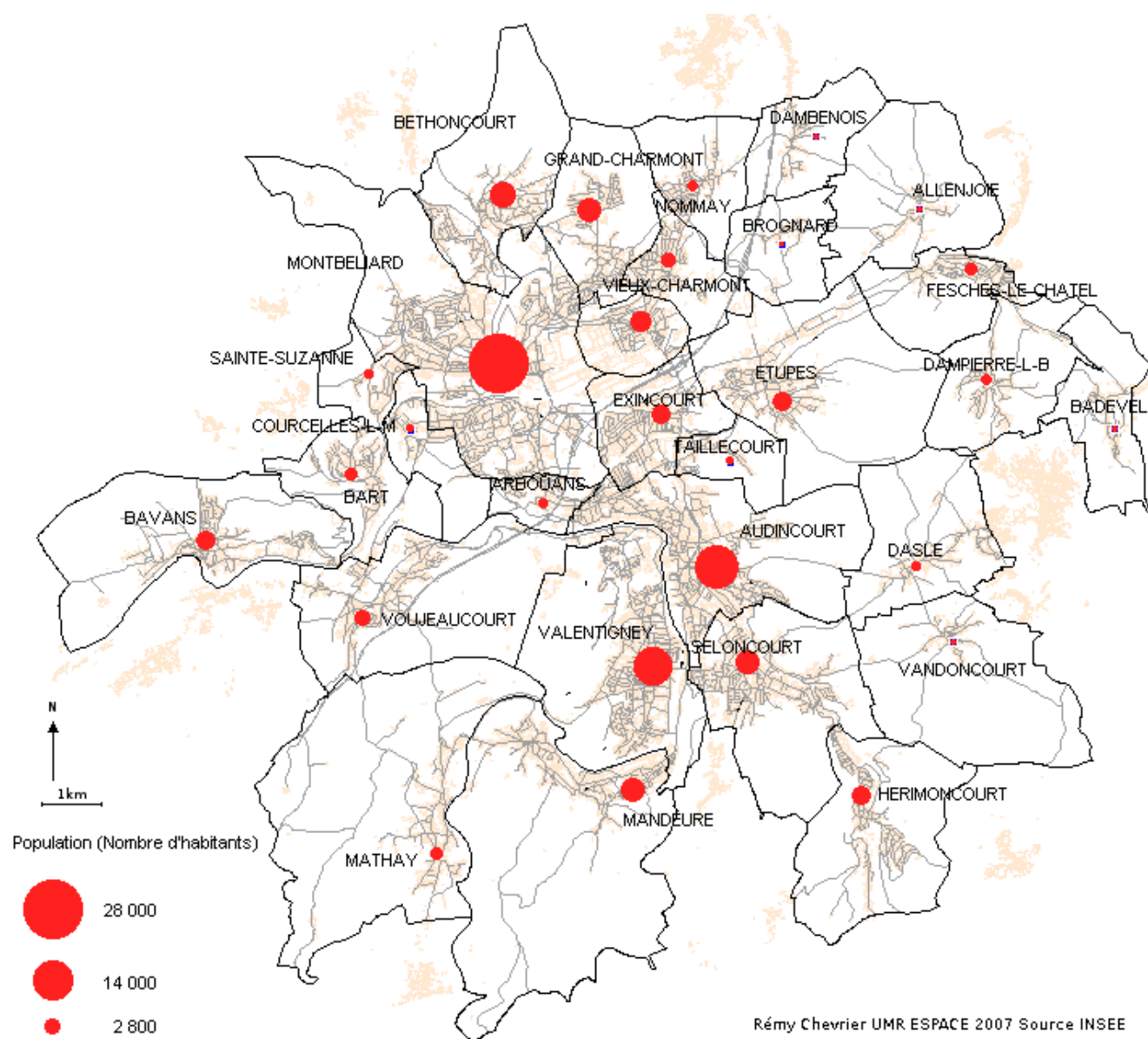


FIG. 3.4: Les 29 communes de la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard et leurs populations

Le point, ou l'arrêt localisé

Le premier niveau, à la plus grande échelle, est élémentaire car il s'agit du point. Dans le cadre de notre étude, il correspond à l'un des 529 arrêts de la Compagnie de Transport du Pays de Montbéliard (CTPM, fig. 3.5). Les demandes des clients étant exprimées « arrêt à arrêt », ces points constituent les sommets des différents graphes qui sont établis à travers les méthodes d'optimisation que nous explicitons dans le chapitre 6. La question est ici de constater (ou non) l'influence de la granularité spatiale sur la définition du graphe et, par voie de conséquence, sur l'expression des solutions de tournées des véhicules du TAD.

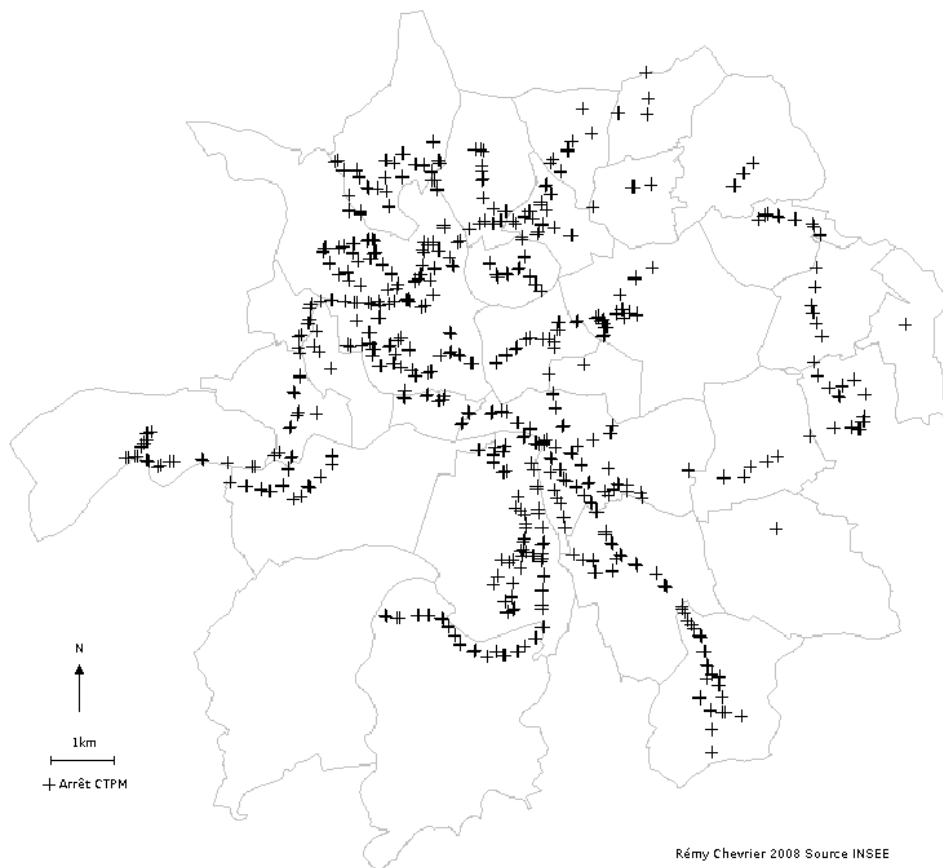


FIG. 3.5: Les 529 arrêts de la Compagnie de Transport du Pays de Montbéliard

L'îlot regroupé pour l'information statistique (IRIS)

Le deuxième niveau consiste à évaluer les requêtes à l'échelle de l'îlot regroupé pour l'information statistique (IRIS) qui sont des unités statistiques formulées par l'INSEE, regroupant au maximum 5000 individus : « les IRIS sont les briques de base en matière de diffusion de données locales. La France en compte environ 50 800 (50 100 en métropole et 700 dans les DOM). L'IRIS correspond à :

- l'IRIS-2000 pour toutes les communes urbaines d'au moins 10 000 habitants et la plupart des communes de 5 000 à 10 000 (16 000 IRIS-2000 en France, dont 15 400 en métropole) ;
- la commune pour les petites communes non découpées (34 800 communes). »²

La CAPM compte 69 IRIS représentés sur la carte de la figure 3.6. Le centre de chaque IRIS est défini par un centroïde.

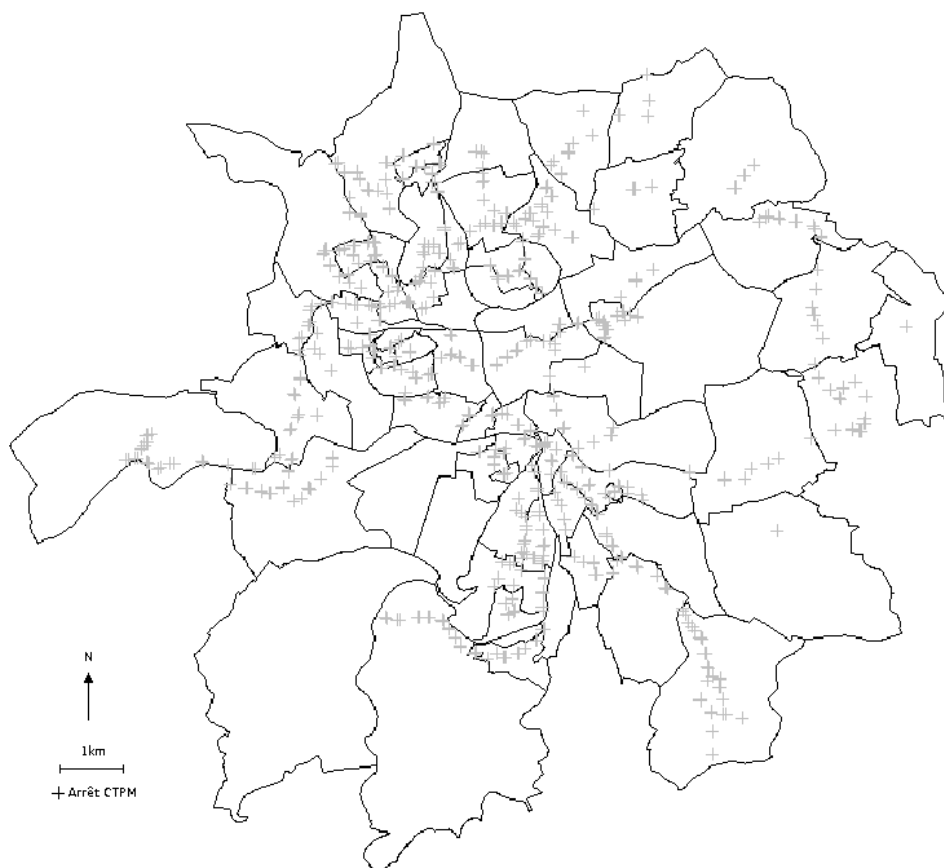


FIG. 3.6: Les 69 îlots IRIS de la CAPM

²Définition de l'IRIS formulée par l'INSEE, vue sur http://www.insee.fr/fr/nom_def_met/definitions/html/ilots-regr-pour-inf-stat.htm

La commune

Le troisième niveau, celui de la commune, correspond à l'agrégation des IRIS. Ainsi, les communes peu peuplées correspondent souvent elles-mêmes à un IRIS. Dans le cas de la CAPM, seules les communes de Montbéliard, Audincourt et Valentigney agrègent au moins une dizaine d'IRIS. Ce sont ces communes qui génèrent naturellement le plus de flux de personnes, en raison des populations certes, mais aussi parce qu'elles concentrent l'ensemble des activités industrielles et de service. À l'instar des IRIS, le centre de chaque commune est défini par un centroïde.

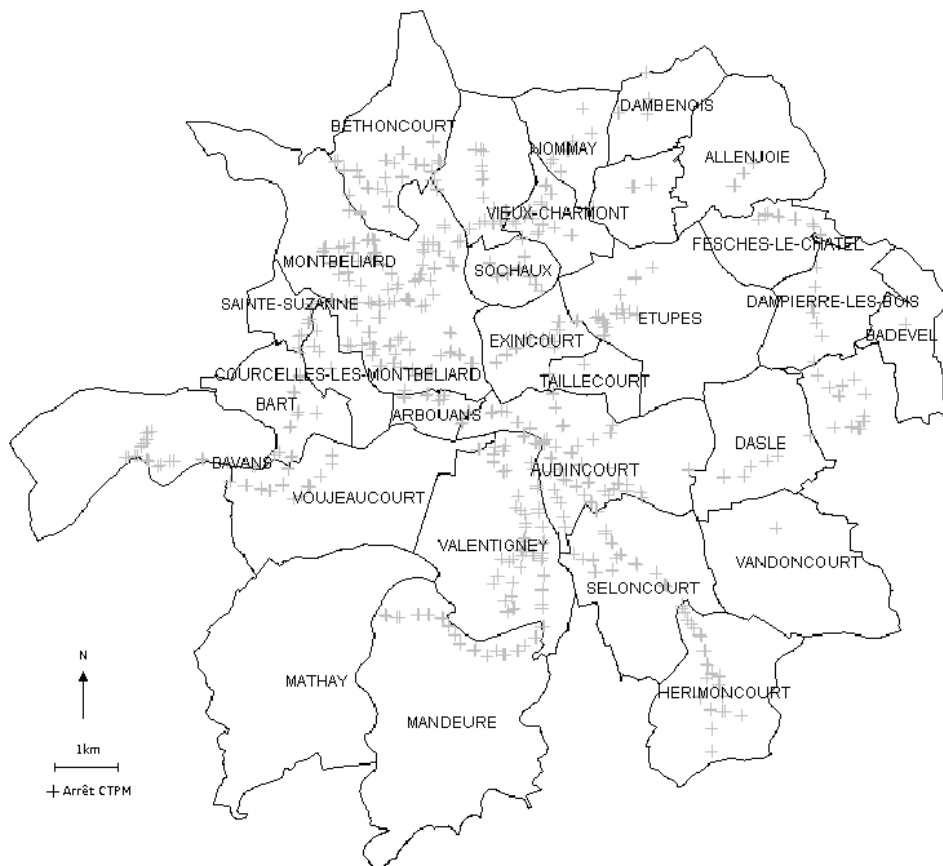


FIG. 3.7: Les 29 communes de la CAPM

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu un ensemble de modèles géographiques et économiques, décrivant les interactions spatiales. Qu'ils soient descriptifs (centre/périphérie) ou détaillés (lieux centraux, modèle gravitaire), ils s'accordent tous sur le fait que l'espace est polarisé, anisotrope et non-isomorphe.

Cette évidence en géographie, déjà formalisée et très utilisée de façon pragmatique par les opérateurs de transport, reste peu ou prou considérée en optimisation de transport, alors qu'elle permettrait de prévoir les grandes tendances de déplacement, voire d'anticiper les positionnements des véhicules avec des capacités adaptées (ce dernier point n'étant pas traité ici).

Le modèle gravitaire ainsi que l'idée de hiérarchie spatiale sont mis à contribution pour générer des instances de transport réalistes représentatives des déplacements sur le Pays de Montbéliard. Les instances produites nous permettent de simuler des TAD et les résultats de ces simulations sont analysés dans la troisième partie de cet ouvrage.

De plus, la mise en évidence de la polarité du territoire, que nous avons exposée par le biais de ces modèles géographiques et économiques, nous amène à considérer les flux de personnes ou de fret sur des territoires polarisés et en conséquence à tenir compte de cette configuration spatiale pour construire les tournées de véhicules.

Conclusion de la première partie

Au cours de cette première partie, nous avons examiné plusieurs points. D'abord nous nous sommes intéressés au contexte dans lequel vient s'inscrire le TAD, du point de vue sociétal comme du point de vue économique. Nous nous sommes ensuite penchés dans le deuxième chapitre sur l'approche à adopter pour développer une méthode d'optimisation de TAD. Nous avons terminé, dans le troisième chapitre, sur un rappel des propriétés géographiques d'un territoire, que sont la polarité et les échelles.

Les problèmes suscités par les transports en commun actuels et les besoins en mobilité militent en faveur du déploiement de transports flexibles capables de concurrencer l'automobile. En effet, contrairement aux transports en commun classiques, le TAD reste une alternative en mesure de répondre à ces besoins et ce, à des coûts rationalisés. De plus, dans le contexte écologique délicat dans lequel les sociétés du 21ème siècle vont devoir évoluer, le TAD peut contribuer à réduire les émissions de polluants par sa rationalisation des temps de parcours et par le fait qu'il ne roule jamais à vide contrairement aux véhicules des habituelles lignes de transport « lourd ».

Cependant cette flexibilité spatiale et/ou temporelle et la rationalisation des coûts économiques des services de TAD requièrent d'une part des technologies de positionnement (GPS, Galileo) et de communication (GPRS, UMTS, WiFi...) et d'autre part de méthodes d'optimisation de tournées performantes. Grâce à ces technologies, il est possible désormais de faciliter les regroupements des passagers tout en maintenant une bonne qualité de service à l'utilisateur, en minimisant les temps de parcours et les retards. Les AOT également y trouvent leur compte en réduisant leurs coûts, qu'ils soient en masse salariale (chauffeurs), en carburant, ou sur une hypothétique future taxe carbone.

Ces objectifs à atteindre sont bien souvent antagonistes et nécessitent une optimisation informatique visant à satisfaire chacun d'eux autant que possible (temps de parcours, délais et véhicules requis). À cette fin, la recherche opérationnelle fournit un ensemble de méthodes que la nôtre vient compléter par son caractère territorial. L'éla-

boration de cette méthode s'inscrit dans une démarche interdisciplinaire (informatique et géographie).

Les éléments géographiques introduits caractérisent la notion de polarité qui anime l'espace géographique, support des flux qui y circulent. La prise en compte du caractère structuré des flux permet d'optimiser en amont la desserte. De plus, cette structure fait elle-même émerger une hiérarchie parmi ces flux à travers les échelles. Aussi, la suite des travaux présentés dans cette thèse se base sur la polarité pour mettre au point les méthodes d'optimisation ainsi que la génération d'instances de transport réalistes, comme bases à nos simulations de tests et validation.

Deuxième partie

Contributions au transport à la demande

Introduction à la deuxième partie

Dans cette deuxième partie, nous étudions les différentes contributions apportées dans cette thèse. Celles-ci se situent à plusieurs niveaux, de la construction du graphe représentant les demandes de transport aux algorithmes de résolution de tournées.

La mise en évidence des polarités et leurs formalisations numériques dans le modèle gravitaire nous conduisent à développer des méthodes de construction de graphes basées sur la convergence des flux (chap. 4). Celle-ci directement issue de la polarisation du territoire permet de mettre en œuvre un ensemble d'améliorations facilitant les regroupements des passagers. Que la polarisation soit forcée ou non, elle est en tout cas représentative des pratiques de mobilité observées.

La construction des graphes constitue la première étape dans la résolution du problème de transport, la seconde étant l'optimisation proprement dite, qui formule des solutions. Ces solutions bâties sur des outils spécifiques proviennent de quatre algorithmes soit exacts soit stochastiques, comme les algorithmes génétiques qui constituent ici une contribution dans le cadre des problèmes d'optimisation en géographie et ouvrent sur un chapitre plus large consacré aux méthodes dites « inspirées de la nature » (chap. 5). Ce chapitre brosse un panorama des techniques majeures en la matière et termine sur les algorithmes génétiques, sur lesquels nous construisons deux des algorithmes d'optimisation de TAD.

La mise en place d'une desserte unique traduisant une polarité du territoire donne lieu à deux algorithmes exacts, bâtissant des arbres couvrants tentaculaires du graphe, qui constituent une solution au problème de TAD dans le cadre d'une desserte unique. L'un de ces algorithmes se base sur une méthode incrémentale pour énumérer exhaustivement les solutions de transport et l'autre est une construction récursive de type « parcours en largeur » produisant les solutions optimales.

Les deux autres méthodes d'optimisation sont des algorithmes génétiques. Le premier, élaboré parallèlement aux algorithmes exacts, trouve les arbres couvrants tenta-

culaires du graphe dans le même cadre d'unicité de la desserte, tandis que le second algorithme génétique est une version plus évoluée généralisant l'optimisation à un ensemble de dessertes. De plus, cet algorithme gère concurremment plusieurs objectifs, nous amenant à nous interroger sur le lien pouvant exister entre le territoire et la manière d'optimiser le problème. Dans cette optique, nous présentons d'une part la moyenne généralisée de Hölder que nous exploitons ensuite dans la réduction des temps de parcours et d'autre part la distance de Minkowski qui nous sert à minimiser les retards pénalisant les usagers (chap. 6).

Chapitre 4

La convergence, une manière de concevoir un TAD

Sommaire

4.1	Le principe de convergence	68
4.2	La convergence simple	69
4.2.1	Graphe de convergence issu de la polarisation	70
4.2.2	Les arbres couvrants tentaculaires	72
4.2.3	Un cas particulier de monoconvergence : l’anneau	75
4.2.4	Le principe de monodivergence	76
4.2.5	Discussion	78
4.3	De multiples convergences	79
4.3.1	Méthode d’agrégation	80
4.3.2	Construction du graphe	83
4.3.3	Construction des listes de successeurs	84
4.3.4	Construction de la matrice des temps réduite	86
4.3.5	Méthode sans agrégat	87
4.3.6	Discussion	87
4.4	Conclusion	87

Introduction

La convergence est à la base de nos méthodes d’optimisation, puisqu’elle conditionne la structure des graphes sur lesquels fonctionnent les algorithmes développés. Après une description du principe de convergence, nous nous attachons à deux de ses structures dans le cadre des TAD : la monoconvergence et la multiconvergence.

Ces deux formes de convergence se manifestent soit artificiellement, quand la destination est imposée (monoconvergence), soit naturellement quand l’espace est polarisé

par une ou plusieurs villes (mono- ou multiconvergence). Ces considérations favorisent la construction de graphes de desserte selon des méthodes originales jouant sur la flexibilité du service autorisant des détours.

La monoconvergence donne lieu à une première méthode de construction de graphes, ainsi qu'à une variante, où la convergence se traduit par plusieurs points très proches. En parallèle, la monodivergence peut être traitée de manière quasiment similaire à la monoconvergence.

La multiconvergence, quant à elle, introduit un concept supplémentaire ayant trait à la granularité spatiale, qui nous permet de construire un graphe à partir d'une superstructure établie à différentes échelles.

4.1 Le principe de convergence

Du point de vue mathématique, la convergence existe par exemple dans l'étude des suites réelles. Une suite réelle u est dite convergente lorsque l'ensemble de ses points u_n se rapprochent d'un point limite u^* , on dit dans ce cas que u tend vers u^* :

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} u_n = u^* \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow +\infty} (u_n - u^*) = 0$$

En géographie, la convergence caractérise le rapprochement de flux jusqu'à leurs rencontres en un lieu. Elle est visible notamment pour des flux maritimes, nuageux... En géographie humaine, les déplacements de fret ou de personnes sont des flux émis et reçus selon un ensemble de phénomènes comme ceux décrits dans le chapitre 3.

D'une manière générale, le principe de convergence traduit la réunion en un point (lieu) de plusieurs courants. Ainsi les déplacements humains sont animés par les polarités du territoire et se structurent en flux convergeant vers des lieux communs particulièrement attractifs comme les centres-villes pour les commerces et les administrations, les grandes zones commerciales périphériques ou encore les « lieux de vie » (cinémas, salles de concert, stades...).

Les TAD n'échappent pas à cette règle, car ils sont par essence même les produits de la mobilité humaine. Dans la thèse de Castex (2007), figure une typologie exhaustive des différents types de TAD. Parmi les différentes topologies et organisations spatiales des services figurent les formes dites en convergence :

- la monoconvergence qui traduit l'attraction d'un seul point du territoire (C, figure 4.1(a)) ;

- la multiconvergence occasionnée par plusieurs points faisant chacun converger à lui-même plusieurs flux de personnes (C_1, C_2 , fig. 4.1(b)).

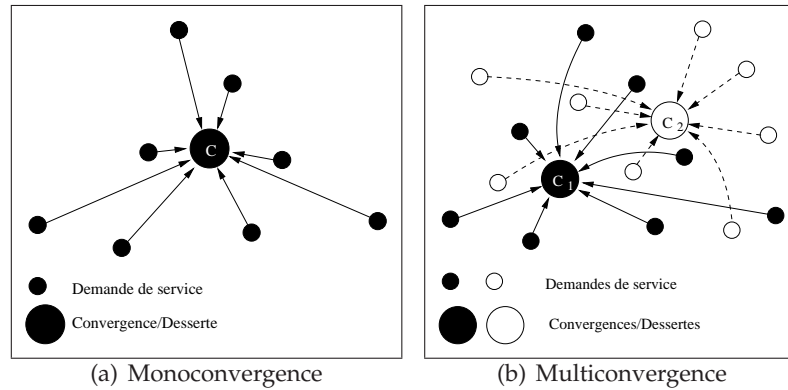


FIG. 4.1: Deux exemples de convergence : l'exemple (a) traduit une seule convergence (C), le (b) indique plusieurs convergences, c'est-à-dire plusieurs dessertes (C_1, C_2).

4.2 La convergence simple

La monoconvergence peut paraître artificielle dans la mesure où il y a nécessairement plusieurs attracteurs sur le territoire. Néanmoins elle traduit une réalité créée par les transporteurs eux-mêmes sur les réseaux de transport, pour répondre à un besoin de mobilité en direction de lieux particuliers comme les gares TGV ou les aéroports. Ces places, souvent excentrées et pourtant fortement attractives, demeurent peu voire mal desservies par les transports publics, notamment en horaires de frange (très tôt ou très tard). Les systèmes de TAD comme « Evolis-Gare » à Besançon répondent à cette demande de mobilité.

Cette polarisation unique permet l'introduction d'un ensemble d'optimisations à travers l'élaboration d'un graphe de convergence représentant le problème de transport à solutionner d'une part, et d'autre part à travers les Arbres Couvrants Tentaculaires (Canalda *et al.*, 2004; Chevrier *et al.*, 2006c) décrivant la solution de transport sous la forme d'un graphe particulier : un arbre.

Par la suite, pour assurer le service, nous disposons d'une flotte de n véhicules à capacités différentes. La méthode que nous proposons est statique dans la mesure où nous connaissons l'ensemble des demandes de service à l'avance.

4.2.1 Graphe de convergence issu de la polarisation

Nous souhaitons dresser un 1-graphe $G(V, E)$ orienté acyclique (*Directed Acyclic Graph*, DAG), avec V l'ensemble des nœuds du graphe (indiquant une prise en charge ou montée et la descente unique du service) et E l'ensemble des arcs (indiquant les chemins possibles). Pour établir ce « graphe de convergence » comme celui de la figure 4.2(a), nous disposons au préalable d'un ensemble de données nécessaires :

- l'horaire h_C de desserte au point C.
- les requêtes de transport r exprimées sous la forme :
 - r^+ pour le point de prise en charge ;
 - h_{r^+} pour les horaires de prise en charge souhaités ;
 - w_r pour le nombre de personnes à transporter de r^+ à C.
- la matrice origines/destinations (OD) en temps (M^T) des points du territoire à desservir, obtenue sur SIG¹. Les temps relevés correspondent aux plus courts chemins ;
- un coefficient de relaxation k appliqué aux temps de parcours $t_{x \rightarrow y}$ des points x vers y : $t_{x \rightarrow y} = k.M_{xy}^T$, pour faciliter les détours dans l'ensemble des plus courts chemins possibles. k est un coefficient à calibrer, qui détend les temps de parcours pour autoriser des détours (dans ce cas $k \geq 1.0$), irréalisables si les temps de parcours sont tendus ($k = 1.0$).

La construction du graphe se fait de la manière suivante. Préalablement les nœuds r^+ de prise en charge sont ordonnés selon leurs temps de parcours nécessaires pour gagner la convergence, c'est l'ordre total des nœuds (Chevrier *et al.*, 2006b), tel que

$$\forall x, y \in V, t_{x \rightarrow C} > t_{y \rightarrow C} \Leftrightarrow x \prec y$$

La séquence Θ des sommets V ordonnés est une construction par insertion. Comme les horaires sont déterminés par rapport à l'horaire de convergence, les points de départ les plus éloignés à la convergence se voient attribués un horaire de passage plus tôt. L'ordre de la séquence Θ correspond à l'ordre des horaires de départ, du plus tôt au plus tardif.

¹Système d'Information Géographique

La séquence Θ est construite par insertion (x, y sont deux points de ramassage) :

1. $\Theta(V) \leftarrow \emptyset$
2. **Pour chaque** $x \in V$ **faire**
 - (a) inséré \leftarrow FAUX
 - (b) **Pour chaque** $y \in \Theta(V)$ **faire**
 - Si** $t_{x \rightarrow C} > t_{y \rightarrow C}$ **alors**
 - i. insérer x avant y dans $\Theta(V)$ # x doit être desservi avant y
 - ii. inséré \leftarrow VRAI
 - Fin si**
 - (c) **Si** inséré = FAUX **alors**
 - ajouter x à $\Theta(V)$ # x est en fin de liste
 - Fin si**
- Fait**

Les retours arrière ne sont donc pas autorisés. Quant aux connexions entre chacun des nœuds, celles-ci doivent répondre à la condition temporelle selon laquelle un point x peut gagner un point y si et seulement si $h_x + t_{x \rightarrow y} \leq h_y$, et nous notons $\langle xy \rangle$ l'arc correspondant. Les arcs notés en pointillés indiquent quant à eux les transitivités :

$$\forall x, y, z \in V, h_x + t_{x \rightarrow y} + t_{y \rightarrow z} \leq h_z \Rightarrow \exists \langle xz \rangle \in E$$

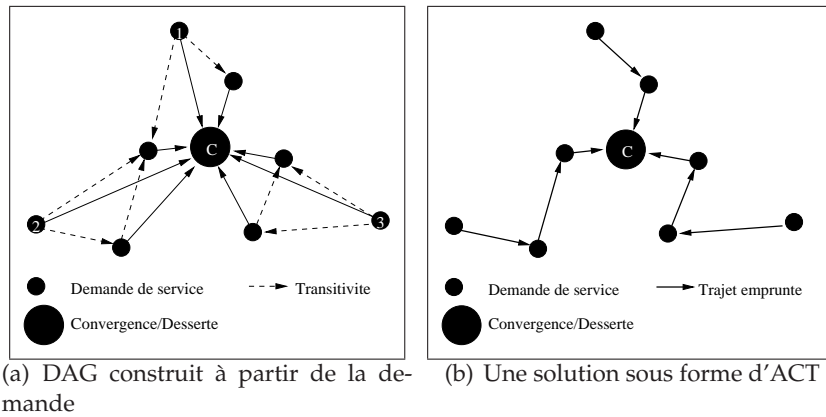


FIG. 4.2: DAG (a) associé au problème de TAD de la figure 4.1(a) et un arbre couvrant tentaculaire optimal (b)

Les liaisons ainsi faites, l'ensemble des nœuds a à la fois des prédécesseurs (des arcs incidents) et des successeurs (arcs sortants). Quant aux autres nœuds, certains n'ont pas de prédécesseurs : ce sont les nœuds minimaux du graphe (fig. 4.2(a) sommets 1, 2 et 3) et un seul n'a pas de successeur : c'est le nœud terminal (l'*antiracine* de l'arbre) qui correspond au point de desserte, la convergence C.

Connaître et distinguer ces sommets nous permet maintenant d'utiliser les arbres couvrants tentaculaires pour couvrir le graphe ainsi créé et ensuite d'apporter des optimisations de résolution dans l'algorithme génétique, qui se révèle particulièrement efficace dans ce type d'application (Julstrom et Raidl, 2002; Raidl et Julstrom, 2003).

4.2.2 Les arbres couvrants tentaculaires : une solution à la monoconvergence

Les arbres couvrants tentaculaires (ACT) sont issus de travaux consacrés au transport à la demande en convergence simple (Chevrier *et al.*, 2006a,c).

Définitions

Nous posons préalablement un ensemble de définitions nécessaires à l'explicitation des ACT :

1. un arbre $A(V, E)$ est un graphe connexe sans cycle (ayant une arête de moins que de sommets) ;
2. un arbre couvrant $A(V, E)$ est un sous-graphe de $G(V, E)$ contenant tous les sommets de G ;
3. l'*antiracine* de l'arbre couvrant $A(V, E)$ est le sommet n'ayant que des arcs incidents (i.e. pas d'arcs sortants) ;
4. un chemin terminant est une branche de l'arbre couvrant $A(V, E)$, se terminant à l'*antiracine* de l'arbre ;
5. un arbre couvrant tentaculaire est un arbre couvrant dont tous les chemins terminants sont arcs-disjoints deux à deux et sommets-disjoints deux à deux (hormis à l'*antiracine*).

L'unique jonction des branches de l'arbre couvrant tentaculaire correspond à l'*antiracine*. En effet, ce sommet ne peut être une racine en raison de l'orientation des arcs, ceux-ci indiquant une destination et non une source.

Les figures 4.3(b,c,d,e,f) sont des exemples d'ACT du graphe de la figure 4.3(a). Un ACT est dit minimal lorsque le nombre de branches le composant est minimal.

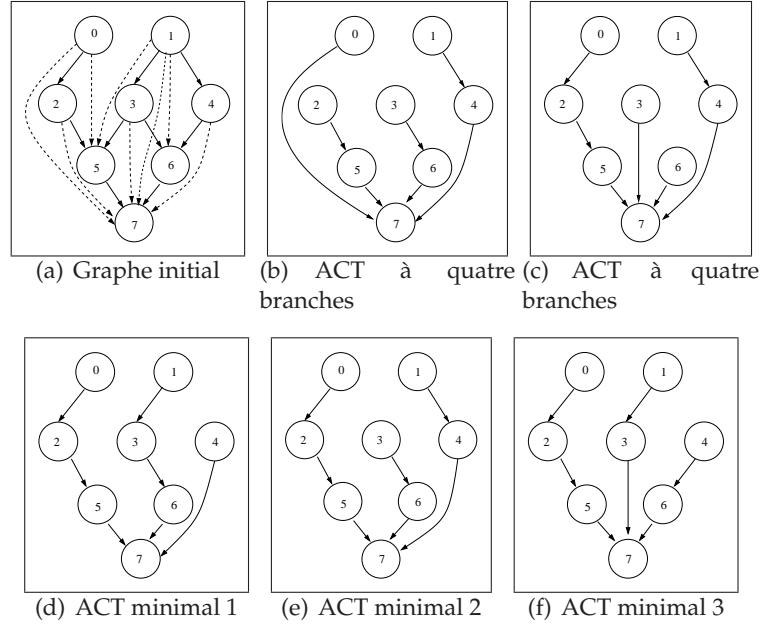


FIG. 4.3: Un DAG à 8 nœuds (a) et 5 ACT : les ACT (b,c) sont non-minimaux (4 branches) tandis que les ACT (d,e,f) sont minimaux (3 branches) et équivalents (au sens de la minimisation du nombre de branches). D'autres ACT sont possibles.

Une branche de l'ACT est une séquence, dont l'ordre des nœuds indique l'itinéraire d'un véhicule, la feuille de l'arbre étant le point de départ du véhicule tandis que l'antiracine de l'ACT correspond au point de convergence. Cinq exemples d'ACT sont donnés sur la figure 4.3, les arcs pointillés représentent les transitivités. Sur la figure 4.3(d), la suite de sommets $S_1 = (1, 3, 6, 7)$ indique au véhicule l'ordre de passage à ces arrêts. De plus, dans ce même exemple on distingue trois branches, dont S_1 ainsi que $S_2 = (0, 2, 5, 7)$ et $S_3 = (4, 7)$. La présence de ces trois branches nous indique que, dans cette configuration, il faut trois véhicules pour assurer le service. Les ACT des figures 4.3(b) et 4.3(c) représentent des dessertes nécessitant un véhicule supplémentaire car il y a quatre branches.

L'ACT de la figure 4.2(b) est l'ACT optimal représentant le meilleur service au problème de transport de la figure 4.2(a).

Application de la relaxation

Dans le bref exemple suivant, nous allons justifier l'utilité de la relaxation dans la cadre de notre application. Nous travaillons en secondes. Considérons le problème simple de TAD monoconvergent suivant :

- le rendez-vous au point C de convergence est donné à 20H. Pour avoir une marge de manœuvre en cas de retard inopiné, le rendez-vous en C est fixé 10 minutes en avance soit 19H50 : $h_C = 19 \times 3600 + 50 \times 60 = 71400$;
- deux demandes de transport vers C sont issues des points A et B ;
- les temps de parcours *tendus* (c'est-à-dire ceux inscrits dans la matrice OD initiale, sans relaxation temporelle) sont :
 - $t_{A \rightarrow C} = 900$ (15 minutes) ;
 - $t_{B \rightarrow C} = 480$ (8 minutes) ;
 - $t_{A \rightarrow B} = 480$ (8 minutes).

Nous pouvons en déduire les horaires théoriques de prises en charge aux points A et B :

$$h_A = h_C - t_{A \rightarrow C} = 70500$$

$$h_B = h_C - t_{B \rightarrow C} = 70920$$

Or, si un véhicule part de A, il risque d'arriver en retard au point B :

$$h_A + t_{A \rightarrow B} = 70500 + 480 = 70980$$

$$h_A > h_B$$

Le détour par B en venant de A n'est donc pas possible. Appliquons alors un coefficient de relaxation $k_r = 1.5$ qui va augmenter de 50% les temps de parcours et modifier les horaires de prise en charge :

$$h'_A = h_C - t'_{A \rightarrow C} \text{ avec } t'_{A \rightarrow C} = k_r \cdot t_{A \rightarrow C} = 1350$$

$$h'_A = 71400 - 1350 = 70050 \text{ et}$$

$$h'_B = h_C - t'_{B \rightarrow C} \text{ avec } t'_{B \rightarrow C} = k_r \cdot t_{B \rightarrow C} = 720$$

$$h'_B = 71400 - 720 = 70680$$

Maintenant avec ces nouveaux horaires h' , le détour vers le point B est possible et le parcours (A, B, C) ne nécessite finalement qu'un seul véhicule, au lieu de deux initialement, sous contrainte d'un changement horaire peu préjudiciable pour les usagers. Cette technique repose bien sur « l'élasticité » des temps de parcours sous couvert de la tolérance des usagers à accepter des détours.

4.2.3 Un cas particulier de monoconvergence : l'anneau

Lorsque la convergence n'est pas limitée à un seul point, plusieurs points de desserte suffisamment proches peuvent constituer une zone de convergence que nous pouvons associer à un point pour chercher une résolution *via* les ACT (Chevrier *et al.*, 2008).

Le cas que nous étudions ici, traduit par exemple la desserte d'un centre ville, autour duquel la circulation se fait sur une route à sens unique (c'est le cas de nombreuses villes moyennes comme Montbéliard, pour laquelle nous avons déployé une solution étudiée en section 7.4.1).

Dans l'exemple de la figure 4.4(a), six points de desserte se situent sur une zone restreinte (400m de diamètre par exemple) sur le pourtour d'une rocade à sens unique, que l'on peut formellement représenter par un anneau. Pour revenir à une résolution à l'aide des ACT, nous transformons cet anneau en un point de convergence C . L'idée est d'agréger les points en un seul, en jouant sur une modification raisonnée des horaires des points sur l'anneau. Notons que l'anneau n'est qu'un cas exemplaire d'une approche plus générale d'agrégation de points.

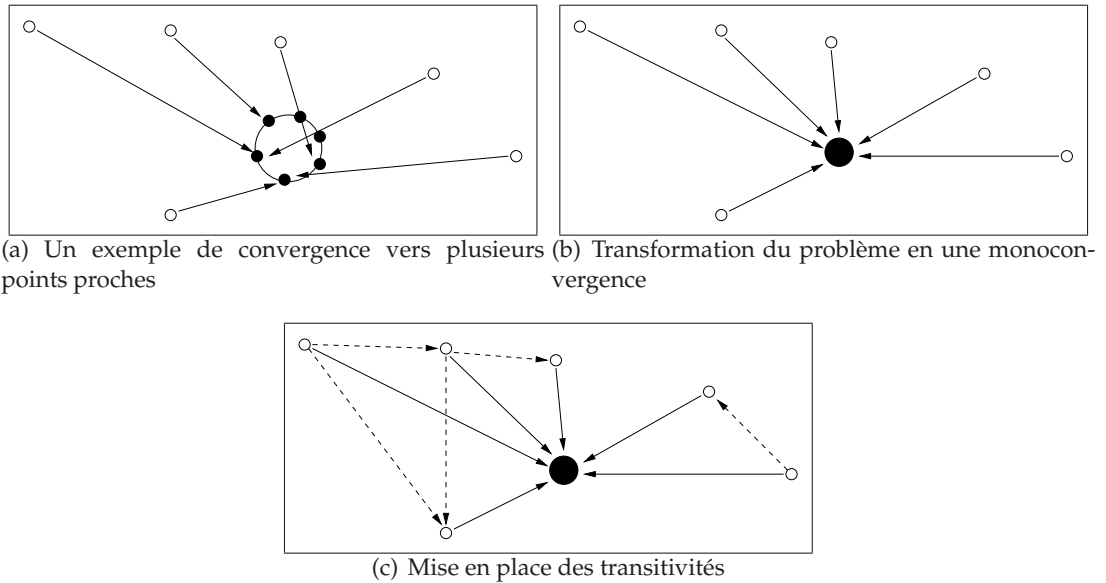


FIG. 4.4: Un cas particulier de monoconvergence : problème initial (a), transformation de l'anneau en un point (b) et mise en place des transitivités (c).

Néanmoins, cette technique nécessite quelques modifications des horaires. Pour chaque requête de transport r , nous cherchons le point de destination r^- situé sur l'anneau le plus proche (en temps) du point r^+ . La distance à r^- est utilisée pour évaluer la distance de r^+ à la convergence. Autrement dit, nous transposons la distance à la

convergence à celle au point d'entrée sur l'anneau le plus proche du point de montée.

Ainsi pour l'ACT formulé (fig. 4.5(a)), il faut définir l'ordre de passage aux points de desserte avec une post-optimisation cherchant les meilleurs chemins pour chaque véhicule (fig. 4.5(b)) : entrée dans l'anneau par le point de desserte le plus proche, puis dessertes des clients au fur et à mesure.

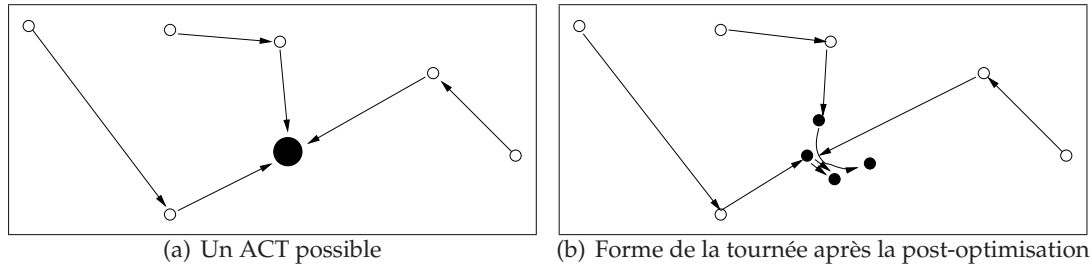


FIG. 4.5: Une solution au cas particulier de monoconvergence : un ACT (a) et la solution de desserte après la post-optimisation (b).

4.2.4 Le principe de monodivergence

La monoconvergence représente l'ensemble des trajets allers vers un point commun C . La mono-divergence indique quant à elle les trajets retours, partant de ce même point C . Dans sa représentation, le problème peut lui aussi être assimilé à un DAG, dont la solution prendra également la forme d'un ou plusieurs ACT. Fondamentalement, par rapport à la monoconvergence seuls les horaires et donc l'orientation des arcs diffèrent.

La résolution de la monodivergence consiste simplement à renverser le DAG $G(V, E)$ (fig. 4.6(a)), c'est-à-dire à inverser l'orientation des arcs pour revenir à un problème simple de monoconvergence pour lequel nous avons déjà une méthode de résolution.

À cette fin, nous constituons le DAG $G'(V, E')$ qui est le *graphe inverse* de G (fig. 4.6(b)), avec E' l'ensemble des arcs inversés de E . Pour réaliser cette inversion, nous modifions les horaires h_{r-} de chaque requête r du problème initial en horaires h'_{r-} au moyen d'une fonction $f : h_{r-} \rightarrow h'_{r-}$:

$$h'_{r-} = 2 \times h_C - h_{r-} - t_{C \rightarrow r-}$$

Le développement ci-après prouve l'inversion d'ordre des horaires h_i devenant h'_i , telle que $(h_{r_1^-} > h_{r_2^-}) \xrightarrow{f} (h'_{r_1^-} < h'_{r_2^-})$:

$$h'_{r^-} = 2 \times h_C - h_{r^-} - t_{C \rightarrow r^-} \quad (4.1)$$

$$h'_{r^-} = h_C - 2 \times t_{C \rightarrow r^-} \text{ car } h_{r^-} = h_C - t_{C \rightarrow r^-}$$

$$\text{si } h_{r_1^-} > h_{r_2^-} \quad (4.2)$$

$$\text{avec } h_{r_1^-} = h_C - t_{C \rightarrow r_1^-}$$

$$h_{r_2^-} = h_C - t_{C \rightarrow r_2^-}$$

$$\text{alors } t_{C \rightarrow r_1^-} > t_{C \rightarrow r_2^-} \quad (4.3)$$

$$\text{et } t_{C \rightarrow r_1^-} = t_{C \rightarrow r_2^-} + \omega$$

$$\text{par conséquent } h'_{r_1^-} = h_C - 2 \times t_{C \rightarrow r_1^-}$$

$$h'_{r_1^-} = h_C - 2 \times t_{C \rightarrow r_2^-} - 2\omega$$

$$\text{et } h'_{r_2^-} = h_C - 2 \times t_{C \rightarrow r_2^-}$$

$$\text{enfin } h'_{r_1^-} < h'_{r_2^-} \quad (4.4)$$

De cette manière, les horaires h'_{r^-} se retrouvent inversés par rapport à l'horaire de départ h_C :

$$h_{r^-} \xrightarrow{f} h'_{r^-} | h_{r^-} > h_C, h'_{r^-} < h_C$$

Une fois cette inversion réalisée, il reste à mettre à place les transitivités (fig. 4.6(c)) selon la méthode indiquée en section 4.2.1.

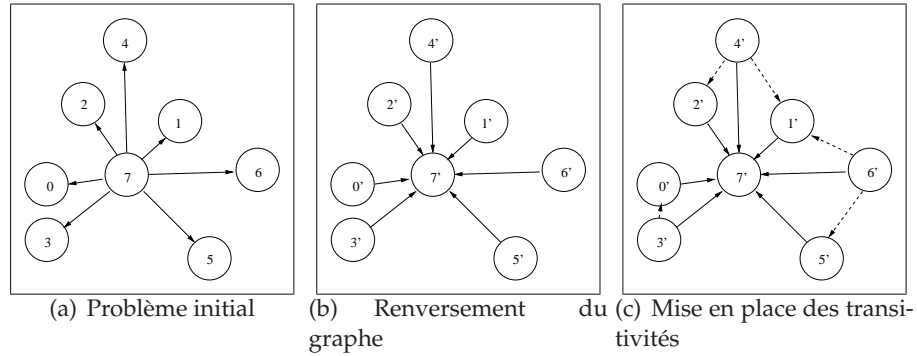


FIG. 4.6: Un exemple de monodivergence : problème initial (a), inversion du problème (b) et mise en place des transitivités (c).

Une fois que nous disposons d'un graphe en monoconvergence, nous pouvons chercher des ACT répondant au problème correspondant. Les solutions à la monodivergence s'obtiennent ensuite par inversion de la séquence. Ainsi l'ACT de la figure 4.7(a)

dispose de quatre branches B_1, B_2, B_3, B_4 qui, inversées, donnent les séquences des chemins des véhicules (fig. 4.7(b)) :

- $B_1 = (4', 2', 7')$ correspond au chemin $S_1 = (7, 2, 4)$;
- $B_2 = (3', 0', 7')$ correspond au chemin $S_2 = (7, 0, 3)$;
- $B_3 = (1', 7')$ correspond au chemin $S_3 = (7, 1)$;
- $B_4 = (6', 5', 7')$ correspond au chemin $S_4 = (7, 5, 6)$.

À l'instar de la convergence en anneau, notons que cette méthode fonctionne également avec un service en divergence dont le point de départ est un anneau.

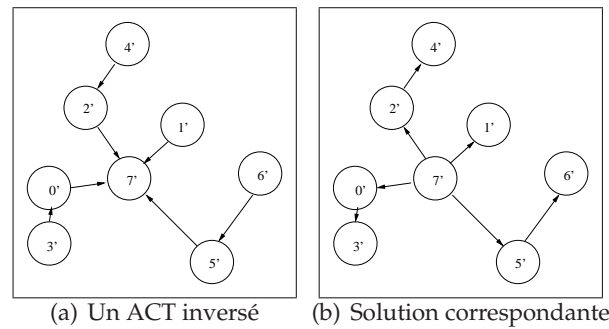


FIG. 4.7: Une solution à la monodivergence : un ACT inversé (a) et la solution correspondante (b).

4.2.5 Discussion

La méthode exposée dans cette section est née du principe même de polarité et de centralité (contrainte ou non), dont l'une des manifestations réside dans la desserte d'un lieu particulier (par exemple desservir la gare de Besançon en horaires de frange (Canalda *et al.*, 2004) dans le cas du TAD Evolis-Gare). Elle constitue de ce fait un modèle simple et réduit du fonctionnement d'un TAD optimisé en monoconvergence.

Le champs d'application de la méthode est cependant trop restreint et se limite à une desserte unique. La desserte de deux lieux distincts nécessiterait en effet deux services, ce qui serait évidemment absurde, d'où la nécessité de généraliser le concept de convergence à un ensemble de lieux à desservir pour mutualiser les services en un seul.

4.3 De multiples convergences

Nous étudions maintenant le cas généralisé, où plusieurs destinations sont possibles et ne sont pas imposées. Pour construire un graphe, le processus est différent de celui employé dans le cas de la monoconvergence. Même s'il demeure orienté, le graphe généré n'est plus acyclique, impliquant en cela l'impossibilité d'utiliser les ACT.

Comme nous souhaitons faire face à des problèmes de taille croissante, il faut considérer le problème à différents niveaux qui sont autant d'échelles distinctes. L'étape préliminaire à l'optimisation du DARP est une construction de graphe selon une approche multiscalaire. Celle-ci utilise les unités spatiales (US), point ou zone (ou *aire* : agrégation de points), décrites en section 3.2.2.

À travers l'IRIS ou la commune, utiliser ces US nous permet d'agréger les demandes de transport selon leurs US d'origines et de destinations, et d'obtenir ainsi un premier niveau agrégé de représentation. Les US ainsi connectées forment un ensemble de sous-graphes dont la forme de chacun rappelle celle d'un graphe de convergence. Le nœud terminal d'un tel graphe correspond à l'US de destination commune aux demandes de transport dudit graphe.

À ce niveau, nous pouvons dissocier deux cas de multiconvergence. Dans le premier cas, nous assurons la desserte de plusieurs points de convergence connus et fixés à l'avance. C'est le cas de l'application « Mod'Gen » (section 7.4.2) qui est une application de multiconvergence *explicite*. Une méthodologie simpliste consisterait à voir dans ce problème plusieurs sous-problèmes de monoconvergence, que l'on pourrait traiter respectivement avec des ACT. Certes, cette méthode serait fonctionnelle, mais ne serait en aucune manière efficace, ne serait-ce qu'en terme de regroupement, puisque les combinaisons des ACT de chaque graphe ne seraient pas évaluées. En effet, si on résout chaque problème indépendamment, on construit pour chacun un ACT dont l'antiracine est une destination. Or une branche d'un ACT pour une desserte C_1 pourrait éventuellement être mutualisée avec une branche d'un ACT pour une desserte C_2 , en supposant que les horaires soient compatibles, de telle sorte que le transport des passagers vers C_1 et des autres vers C_2 ne nécessite qu'un véhicule.

Dans le second cas, la multiconvergence est *implicite* et nous amène à identifier les pôles attracteurs du territoire, et ainsi à dégager une structure de flux caractérisant la polarité formalisée dans le modèle gravitaire, sur lequel nous nous appuyons pour générer des instances de simulations (chap. 7). Notre hypothèse est en effet qu'à différents niveaux d'échelles peuvent apparaître des structures de flux (corridors) utiles pour disposer de graphes pertinents pour l'optimisation.

Une fois les différents pôles mis en évidence, nous cherchons les détours possibles, sous relaxation, pour interconnecter les sous-graphes les uns avec les autres, et établir de cette manière la super-structure de graphe que nous appelons « *métagraphe* ».

Nous suivons maintenant en détails et pas à pas la construction d'un métagraphe. Préalablement, nous disposons des données suivantes :

- les requêtes de transport r ($r \in R$, R est l'ensemble des requêtes) sont définies comme suit :
 - un point de départ x^+ et un point d'arrivée x^- ;
 - les horaires théoriques de montée et de desserte h_{r+}, h_{r-} ;
 - le nombre de clients w_r à transporter de x^+ à x^- .
- la matrice origines/destinations (OD) des temps de trajet entre les points du territoire desservi (M^T) ;
- la matrice OD des temps de trajet des US du territoire desservi (M^{TU}) ;
- un coefficient de relaxation k_r appliqué aux durées de parcours $t_{x^* \rightarrow y^*}$ des points x^* vers les points y^* ($x^* = \{x^+ | x^-\}$) :

$$t_{x^* \rightarrow y^*} = k_r \cdot M_{x^* y^*}^T$$

Le même coefficient k_r s'applique également aux durées de parcours des US α^* aux US β^* :

$$t_{\alpha^* \rightarrow \beta^*} = k_r \cdot M_{\alpha^* \beta^*}^{TU}$$

4.3.1 Méthode d'agrégation

La première phase de la méthode consiste à dresser les graphes d'US et à trouver les détours possibles en exploitant la matrice M^{TU} et le coefficient de relaxation k_r appliqué aux temps de parcours. En jouant ainsi sur l'élasticité des temps, les détours sont possibles pour atteindre et desservir une zone supplémentaire. Les étapes de cette phase sont les suivantes :

1. à partir de l'ensemble des requêtes, trouver celles ayant une US commune de destination et extraire les n sous-graphes de convergence $\Gamma_i(V_i, E_i)$, où V_i est l'ensemble des sommets de Γ_i , E_i est l'ensemble des arcs, $i \leq n$;
2. chercher les flux pouvant être détournés sous réserve de la relaxation ;
3. pour chaque sous-graphe $\Gamma_i(V_i, E_i)$, construire un graphe de convergence $G_i(V_i, E_i)$.

Identification des structures de flux

Cette étape consiste à identifier les requêtes x ayant une même aire de destination A :

- le point de descente x^- est situé dans l'aire $A : x^- \in A$;
- le point de montée x^+ se trouve dans une aire $B_j : x^+ \in B_j$;

Finalement, nous avons un graphe de convergence orienté acyclique $G_i(V_i, E_i)$, dont le nœud central correspond à l'aire A et les autres sommets sont associés aux différentes aires B_j :

$$\forall j \leq |V_i|, \{B_j, A\} \subset V_i$$

La figure 4.8(a) décrit un exemple de problème de transport. Chacune des flèches représente une requête (de son origine à sa destination). En regroupant par zones d'émission et de destination, nous obtenons une super-structure de flux qui est le prémice du méta-graphe (cf. figure 4.8(b)). Sont identifiés deux sous-graphes Γ_1, Γ_2 , dont les nœuds centraux sont respectivement C_1, C_2 et les nœuds connectés sont, respectivement, 1,2,4 et 0,3,4. Le sommet 4 a un double statut, car il appartient à la fois au sous-graphe Γ_1 et au sous-graphe Γ_2 .

Recherche des détours

Nous examinons les flux du sous-graphe Γ_i pouvant être détournés (fig. 4.9) sous contrainte de relaxation k_r . Un flux dirigé d'une zone α vers une zone β peut être détourné vers le centre γ du sous-graphe Γ_j si et seulement si

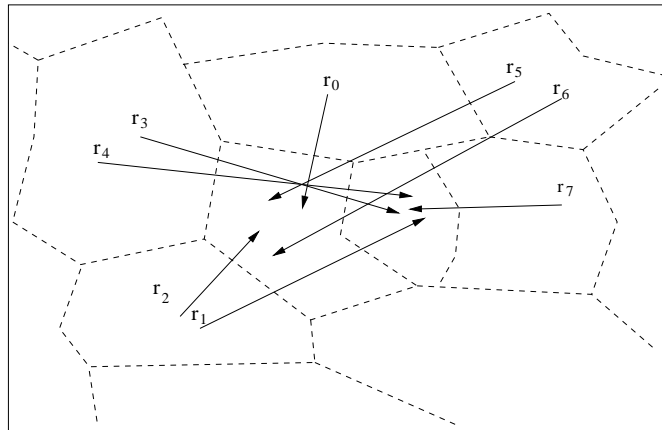
$$t_{\alpha \rightarrow \gamma} + t_{\gamma \rightarrow \beta} \leq k_r \cdot t_{\alpha \rightarrow \beta}$$

Dans ce cas, nous connectons γ au sous-graphe Γ_i :

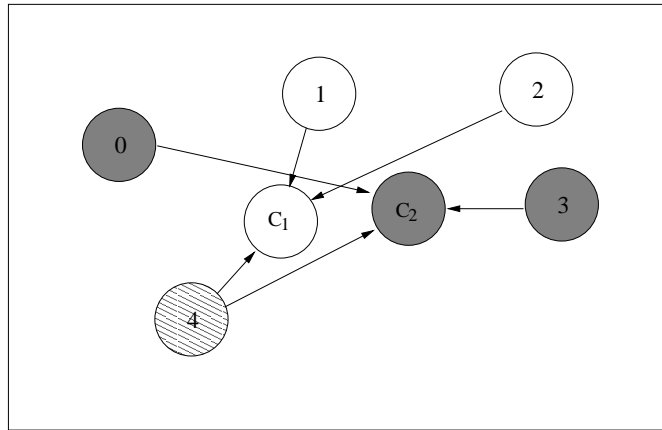
$$V_i = V_i \cup \gamma$$

Le nœud de détour appartenant au sous-graphe Γ_j est ajouté au sous-graphe Γ_i . De cette manière et ainsi de suite, tous les sous-graphes sont, potentiellement, interconnectés les uns aux autres.

Donc, les flux démarrant du nœud 0 peuvent faire un détour par C_1 et ceux démarrant en 2 peuvent passer par C_2 (cf. fig. 4.9, en pointillés longs). Les sous-graphes Γ_1, Γ_2 sont ainsi chacun étendus d'un nouveau sommet. La dernière opération à effectuer pour compléter le méta-graphe consiste à connecter les aires sous réserve des



(a) Problème initial



(b) Regroupement

FIG. 4.8: Un problème de transport multiconvergent : (a) chaque flèche indique une demande de service (origine vers destination). Le découpage territorial apparaît en pointillés. (b) Regroupement et agrégation des requêtes : les requêtes sont groupées par zones d'émission et de destination, et forment ainsi le squelette du méta-graphe.

contraintes temporelles (cf. fig. 4.9 en pointillés petits). Dans un graphe $\Gamma_i(V_i, E_i)$ de centre γ , les US α et β sont connectées si et seulement si :

$$t_{\alpha \rightarrow \beta} + t_{\beta \rightarrow \gamma} \leq k_r \cdot t_{\alpha \rightarrow \gamma} \Rightarrow \exists \langle \alpha \beta \rangle \in E_i$$

Tri des sommets

Pour chaque sous-graphe Γ_i , toutes les origines et destinations des requêtes sont ordonnées selon leurs horaires de passage. Les connexions entre chacun de ces points

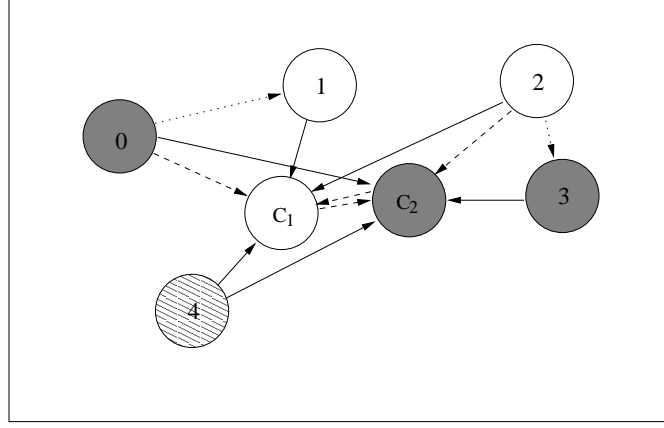


FIG. 4.9: Deuxième étape : réalisation possible des détours

sont effectuées seulement ensuite, et sous contraintes temporelles. Ainsi, le point le plus éloigné (départ le plus tôt) est également un nœud minimal du graphe de convergence et le dernier point correspond au point de convergence, qui est un nœud terminal du graphe de convergence.

Tout comme il y a des nœuds minimaux dans les graphes de convergence, nous pouvons parler de requêtes minimales, dont les points de départ n'ont pas de prédécesseurs.

Ainsi, avec deux requêtes $r_1, r_2 \in R$, respectivement définies avec leurs horaires de départ $h_{r_1}^+, h_{r_2}^+$, nous notons $r_1 \leq r_2$ si et seulement si la requête r_1 démarre avant la requête r_2 :

$$\forall r_1, r_2 \in R, h_{r_1}^+ \leq h_{r_2}^+ \iff r_1 \leq r_2$$

4.3.2 Construction du graphe

Une fois les sommets triés et liés dans chaque sous-graphe Γ_i , nous cherchons les connexions possibles entre les sommets pour établir de nouveaux arcs dans le graphe $G_i(V, E)$. Les sommets sont reliés selon des conditions temporelles très proches de celles précédemment énoncées, mais avec cette fois en plus les fenêtres de temps, qui sont proportionnelles aux durées des trajets.

Nous définissons le temps de parcours du point x^* vers le point y^* , sujet à la relaxation k_r :

$$\forall x^*, y^* \in V, t'_{x^* \rightarrow y^*} = k_r \cdot t_{x^* \rightarrow y^*}, t_{x^* \rightarrow y^*} = M_{x^* y^*}^T$$

La fenêtre de temps (*time window* dans la littérature) tw en un point correspond à une marge temporelle permettant des regroupements, ou à une marge de sécurité. Nous définissons sa durée comme relative au temps de parcours nécessaire pour aller du point x au point y , donc la fenêtre de temps tw_{xy} après avoir parcouru la distance $x \rightarrow y$ vaut :

$$tw_{xy} = k_w \cdot t'_{x \rightarrow y}$$

k_w est un coefficient à calibrer. Si $k_w = 0.2$, alors la fenêtre de temps créée vaut 20% du temps de parcours.

Les sommets x^*, y^* (avec les horaires respectifs h_{x^*} et h_{y^*}) sont connectés si et seulement si la condition suivante est respectée :

$$\forall x^*, y^* \in V, h_{x^*} + t_{x^* \rightarrow y^*} \leq h_{y^*} + tw_{x^* y^*} \Rightarrow \exists \langle x^* y^* \rangle \in E$$

Pour terminer la construction, il faut lier les points du problème initial selon cette dernière condition et nous obtenons le graphe de la figure 4.10.

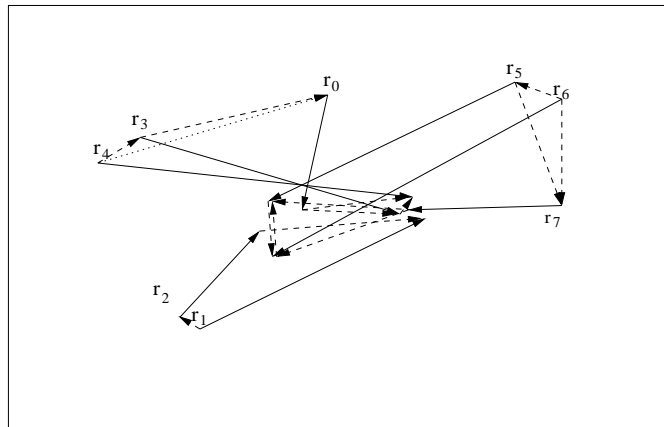


FIG. 4.10: Liaison des points sous contraintes temporelles

4.3.3 Construction des listes de successeurs

À partir du graphe de la figure 4.10 issu du problème initial (fig. 4.8(a)), nous trions les requêtes r_i ($r_i \in R, i \in \mathbb{N}$) selon leurs horaires de départ h_{r_i} et nous obtenons les relations suivantes :

Rang	Requête	Liste des successeurs
0	4	$r'_{0+} : r'_{3+} \rightarrow r'_{4+} \rightarrow r'_{4-} \rightarrow r'_{3-} \rightarrow r'_{0-} \rightarrow /$ $r'_{0-} : /$
1	1	$r'_{1+} : r'_{7+} \rightarrow r'_{7-} \rightarrow r'_{1-} \rightarrow /$ $r'_{1-} : /$
2	6	$r'_{2+} : r'_{6+} \rightarrow r'_{5+} \rightarrow r'_{6-} \rightarrow r'_{5-} \rightarrow r'_{2-} \rightarrow /$ $r'_{2-} : /$
3	3	$r'_{3+} : r'_{4+} \rightarrow r'_{4-} \rightarrow r'_{3-} \rightarrow r'_{0-} \rightarrow /$ $r'_{3-} : r'_{0-} \rightarrow /$
4	0	$r'_{4+} : r'_{4-} \rightarrow r'_{3-} \rightarrow r'_{0-} \rightarrow /$ $r'_{4-} : r'_{3-} \rightarrow r'_{0-} \rightarrow /$
5	5	$r'_{5+} : r'_{6+} \rightarrow r'_{6-} \rightarrow r'_{5-} \rightarrow r'_{2-} \rightarrow /$ $r'_{5-} : r'_{2-} \rightarrow /$
6	7	$r'_{6+} : r'_{6-} \rightarrow r'_{5-} \rightarrow r'_{2-} \rightarrow /$ $r'_{6-} : r'_{5-} \rightarrow r'_{2-} \rightarrow /$
7	2	$r'_{7+} : r'_{7-} \rightarrow r'_{1-} \rightarrow /$ $r'_{7-} : r'_{1-} \rightarrow /$

TAB. 4.1: Table de correspondance des nœuds du graphe ordonnés et listes des successeurs de chaque point de montée et de desserte indexé par rang.

$$\forall i, 0 \leq i \leq 7, r_i \in R \quad (4.5)$$

$$h_{4+} < h_{1+} < h_{3+} < h_{6+} < h_{0+} < h_{5+} < h_{7+} < h_{2+} \quad (4.6)$$

$$\iff r_4 < r_1 < r_3 < r_6 < r_0 < r_5 < r_7 < r_2 \quad (4.7)$$

Cependant, même si $h_{3+} < h_{6+}$, il n'y a pas de détour possible vers r_{6+} , ce qui rend ce point minimal, i.e. r_6 est une requête minimale. L'ordre final des requêtes est donc le suivant :

$$r_4 < r_1 < r_6 < r_3 < r_0 < r_5 < r_7 < r_2$$

De plus, afin de prendre en compte l'ordre des nœuds et les minimalités, nous utilisons de nouveaux nœuds correspondant aux points de passage des requêtes ordonnés dans le tableau 4.1. La requête r_4 , première à être traitée, devient r'_0 (requête de rang 0) et ainsi de suite les requêtes sont renumérotées selon leur rang. Ainsi la dernière requête à être traitée, r_2 , devient r'_7 . Puis, pour chaque r'_{i*} nous cherchons ses successeurs r'_{j*} .

4.3.4 Construction de la matrice des temps réduite

La matrice des temps de parcours réduite aux points considérés (${}^rM^T$) est construite en considérant tous les successeurs possibles de chaque point. Les temps indiqués dans cette matrice correspondent à ceux de la matrice initiale modifiés par le coefficient de relaxation k_r .

Posons préalablement ces variables :

- r' correspond à la requête r une fois le tri effectué. Par exemple, la requête r_4 se situe au rang 0 et est notée *in fine* r'_0 (cf. tab 4.1) ;
- a, b sont les indices respectifs dans la matrice M^T des points notés i^*, j^* ;
- u, v sont les indices dans la matrice ${}^rM^T$ des points correspondants aux indices a, b de la matrice initiale M^T .

Les règles de construction de la matrice ${}^rM^T$ sont les suivantes :

$${}^rM^T_{uv} = \begin{cases} k_r \cdot M^T_{ab} & \text{si } \exists \langle r'_i, r'_j \rangle \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Dès que la matrice réduite est complétée, nous pouvons procéder à la seconde grande étape de la méthode d'optimisation consistant à utiliser un algorithme génétique pour produire des solutions efficaces telles que celle de la figure 4.11.

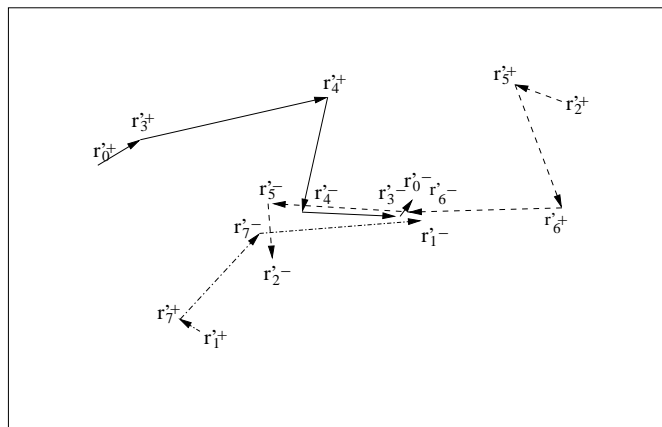


FIG. 4.11: Une solution au problème de la figure 4.8(a) : trois véhicules sont nécessaires pour prendre en charge tous les clients.

4.3.5 Méthode sans agrégat

Nous pouvons évidemment construire un graphe sans utiliser d'étape préalable d'agrégation dans des sous-graphes. Ainsi, il suffit de connecter les points du graphe selon les conditions exposées dans la sous-section 4.3.2. De cette manière, le graphe construit est plus connectif (cf. déf. annexe A.2.2) que ceux construits sur la base d'agré-gats.

La mise au point des listes de successeurs et de la matrice des temps réduite demeure inchangée.

4.3.6 Discussion

La bonne marche de la méthode de création de graphe en multiconvergence est tributaire du bon positionnement des centres des US utilisées pour agréger les flux. En effet, selon les positions géographiques données aux centres des US, ce sont tous les détours US à US qui peuvent être remis en question, et de fait modifier la connectivité du graphe et donc les solutions potentielles construites sur celui-ci.

Ainsi la méthode dépend du découpage zonal et donc de la taille et de la forme des US. Son intérêt majeur est, d'une part, une simplification de la structure des graphes (agrégation des requêtes par zone) qui induit une plus grande rapidité de calcul, et d'autre part, une prise en compte à un niveau d'échelle géographique plus petit, de la structure territoriale (flux, zones polarisantes, densités de population). Nous verrons dans le dernier chapitre que, selon les cas, la prise en compte des arrêts, des IRIS ou des communes permet d'obtenir la solution la plus optimale.

4.4 Conclusion

L'introduction de la convergence facilite l'élaboration des graphes des dessertes, qui constitue l'étape préalable de l'optimisation. Avec une destination unique et un horaire fixe d'arrivée, il devient aisé de construire un DAG et de définir rétroactivement les horaires de prises en charge de chacun des clients. De plus, cette construction permet de définir quelques uns des points de départ obligatoires des différentes tournées.

Quant à la construction du graphe dans le cadre de la multiconvergence, celle-ci introduit le concept de granularité spatiale, pour lequel nous utilisons les niveaux d'échelle suivants : arrêts, IRIS et communes. Ces deux derniers sont des agrégats, à

partir desquels nous pouvons élaborer le métagraphe, tandis que les arrêts constituent la plus grande échelle de représentation du TAD.

Le territoire est ainsi représenté de deux façons : par la structure du graphe décrivant les flux sous-jacents, et par la granularité spatiale qui intègre des découpages administratifs et niveaux d'échelles différenciés.

Ces mêmes arrêts peuvent être connectés directement sans étape préalable d'agrégation pour constituer un graphe plus connectif, alors que le métagraphe permet de simplifier le graphe en prenant en compte la structure territoriale.

Chapitre 5

L'évolutionnisme pour l'aménagement du territoire

Sommaire

5.1	Le concours de la nature à l'intelligence artificielle	90
5.1.1	Les réseaux de neurones	90
5.1.2	Les colonies de fourmis	93
5.1.3	Les essaims particuliers	95
5.1.4	Les algorithmes évolutionnistes	96
5.2	L'algorithmique génétique : fondements et principes	97
5.2.1	Origine de l'algorithmique génétique	97
5.2.2	L'algorithmique génétique en géographie	98
5.2.3	Analogie avec la biologie	98
5.2.4	Mécanisme	99
5.2.5	Un algorithme génétique mono-objectif	106
5.2.6	Diversité contre élitisme	108
5.3	Gestion d'objectifs multiples	110
5.3.1	Des objectifs souvent contradictoires	110
5.3.2	Les algorithmes évolutionnistes multi-objectifs	110
5.3.3	Une méthode élitiste avec front de Pareto : NSGA-II	112

Introduction

Pour faire face à la complexité (cf. annexe B) de certains problèmes, comme ceux des transports appartenant à la classe NP , des heuristiques¹ permettent d'obtenir des

¹Une heuristique est un algorithme fournissant une solution à un problème. Cette solution doit nécessairement être réalisable, mais pas forcément la meilleure.

solutions, pas nécessairement optimales mais répondant néanmoins à un ensemble de conditions. Les algorithmes génétiques, qui nous intéressent plus particulièrement dans cette thèse, appartiennent aux *métaheuristiques*. Celles-ci sont des heuristiques, dont le processus général est invariant quelle que soit l'application *in fine*.

Ce chapitre est donc principalement orienté sur l'algorithmique génétique. Toutefois, nous présentons d'abord plusieurs techniques dites « inspirées de la nature », dont les réseaux de neurones, les colonies de fourmis, les essaims particuliers et les algorithmes évolutionnistes. Il ne s'agit pas là de faire un état de l'art complet de ces méthodes mais de donner une vue suffisamment large sur les techniques inspirées de la nature pouvant contribuer à optimiser des problèmes de géographie (cf. section 5.2.2).

La deuxième partie de ce chapitre est intégralement dévolue aux algorithmes génétiques. Une description exhaustive de leur mécanisme ainsi que des exemples d'application détaillés sont fournis. Nous terminons en présentant l'algorithme NSGA-II, qui sert à développer une méthode d'optimisation en multiconvergence (cf. section 6.2).

5.1 Le concours de la nature à l'intelligence artificielle

C'est à partir des années 1950 que l'on voit croître un intérêt pour l'étude de la nature et de ses capacités d'adaptation et de reconfiguration vis-à-vis de quelque problème que ce soit. Cette première section est consacrée à une rapide revue de plusieurs techniques existantes (Cornuéjols et Miclet, 2002) dont les algorithmes évolutionnistes, outils de notre étude sur les TAD.

Sont ainsi décrits dans un premier temps les réseaux de neurones, les colonies de fourmis, les essaims particuliers, trois techniques majeures de l'intelligence artificielle inspirées de la nature.

5.1.1 Les réseaux de neurones

Également appelés réseaux neuromimétiques ou encore réseaux connexionnistes, les réseaux de neurones s'inspirent du fonctionnement du cerveau et de ses connexions synaptiques pour produire des modèles capables de tirer des conclusions à partir de données en entrée.

Unités de traitement très simples, les cellules nerveuses constituant le cerveau sont par-contre extrêmement nombreuses (environ cent milliards de neurones pour un cerveau humain), et bénéficient d'une interconnexion très dense (aux alentours de dix

mille connexions par neurone). Le mécanisme d'apprentissage et le comportement du réseau, issus de cette schématisation, sont déterminés par l'architecture et le nombre de neurones, et leurs connexions. Une connexion entre deux neurones se distingue par son *poids*, i.e. un arc indiquant le degré d'influence d'un neurone vers un second. La modification des poids de ces connexions revient à modifier la connaissance générale d'un problème, autrement dit à tirer de nouvelles conclusions avec des données identiques en entrée.

Initialement, un jeu d'exemples permet de mettre en mémoire ces nouvelles informations. Ainsi, l'apprentissage d'un réseau de neurones se fait par propagation d'informations échangées entre des unités élémentaires aux possibilités restreintes, mais aux interconnexions très développées, permettant de résoudre des problèmes complexes.

Le neurone formel

Les données d'entrée sont des vecteurs $x = (x_1, \dots, x_n)$ de \mathbb{R}^n . Nous nous intéressons aux réseaux *multicouches*.

Description : Un neurone formel n'est capable que de quelques opérations élémentaires. Dans un réseau, les neurones sont classés selon trois types :

- les neurones d'*entrée* prenant en charge le vecteur initial x^0 , et constituant la couche d'entrée ;
- les neurones de *sortie* fournissant des hypothèses d'apprentissage. C'est la couche de sortie ;
- les neurones *cachés*, n'étant ni des neurones d'entrée, ni des neurones de sortie.

État : Chaque neurone a un état de fonctionnement permettant ainsi de décrire le réseau à un moment précis. Cet état est calculé par une règle de propagation. Un neurone i d'entrée a pour état $\sigma_i = x_i$.

Fonctionnement : Un neurone dispose d'une fonction de sortie f calculant la valeur de sortie y_i en fonction de l'état σ_i du neurone i : $y_i = f(\sigma_i)$.

La figure 5.1(a) donne une vue simplifiée d'un réseau de neurones à quatre entrées. La figure 5.1(b) offre quant à elle le schéma de fonctionnement du *perceptron* reproduisant le fonctionnement de l'opérateur logique booléen XOR (« ou exclusif », \oplus , table de calcul 5.1).

Notons par ailleurs qu'il existe un seuil d'activation pour chaque neurone, permettant de propager une valeur si et seulement si ce seuil est atteint. Ainsi dans l'exemple du perceptron, la valeur -2 est propagée seulement lorsque le seuil fixé à 2 est atteint, i.e. lorsque x et y valent chacun 1 et que leurs valeurs sont cumulées.

x	y	\oplus
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

TAB. 5.1: Opérateur logique XOR \oplus

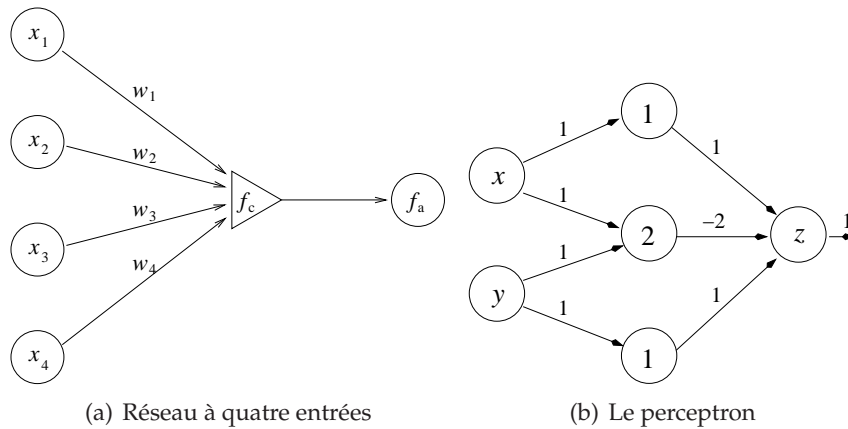


FIG. 5.1: Exemples de réseaux de neurones

Apprentissage

Les réseaux de neurones sont multicouches, c'est-à-dire que chacune des couches i , à l'exception de la dernière, constitue l'entrée de la couche $i + 1$.

Le mécanisme d'apprentissage s'effectue grâce à des jeux de tests fournis comme bases de connaissances, à partir desquelles le réseau tend à généraliser des hypothèses. Une fois ces hypothèses clairement posées, le réseau est *a priori* en mesure de conclure sur tout problème posé. La connaissance du réseau de neurones est distribuée dans les poids des connexions neuronales. Ces poids sont fixés par apprentissage (exemple par rétropropagation de gradient pour le perceptron).

Supervision : On peut forcer le réseau à généraliser et à tendre vers un vecteur final précis. On parle dans ce cas d'« *apprentissage supervisé* ». *A contrario*, si le réseau tire lui-

même ses conclusions, i.e. tend vers un vecteur final quelconque, l'apprentissage est dit « *non-supervisé* ».

Surapprentissage : Le réseau tire des conclusions à partir d'exemples fournis initialement. Supposons que les données prises en base d'apprentissage soient approximatives voire confuses, le réseau de neurones se trouve dans ce cas incapable de statuer une décision pour un problème dont les paramètres seraient tout aussi confus que les jeux de test.

Bruit à l'apprentissage : De même, il arrive qu'en donnant des connaissances de base, le réseau en tire de mauvaises hypothèses, non pas en raison d'un caractère erroné de ces informations, mais à cause d'informations parasites qui n'étaient pas anticipées. On parle dans ce cas de bruit.

Limites

Les réseaux connexionistes se prêtent peu voire pas du tout à la résolution de problèmes de tournées, notamment en raison du besoin de connaissances initiales à travers des exemples représentatifs et à l'effet « boîte noire » dû à la méconnaissance sémantique des poids de la couche cachée des neurones.

5.1.2 Les colonies de fourmis

S'inspirant du comportement collectif des fourmis, Marc Dorigo propose dans les années 1990 des algorithmes à métaheuristiques (Dorigo, 1992) pour trouver les chemins optimaux dans un graphe. Bien que leur comportement et leurs capacités soient très limités, les fourmis sont capables de résoudre des problèmes complexes grâce à la collaboration des unes avec les autres. On retrouve ici l'idée que l'on avait déjà avec les réseaux de neurones où l'élément de base est très limité mais son interconnexion avec les autres éléments permet de résoudre simplement des problèmes. Ici, l'élément de base est la fourmi, et celle-ci n'est capable que de déposer des phéromones, qui se révèlent volatiles avec le temps.

Recherche du meilleur chemin

En observant le chemin emprunté par une colonie de fourmis pour se rendre à une source de nourriture, l'on se rend vite compte que celles-ci exploitent le chemin optimal. Leur comportement peut se résumer au schéma suivant :

1. Une fourmi explore son environnement aléatoirement, et sitôt qu'elle trouve une source de nourriture elle rentre au nid en marquant son chemin de retour de phéromones ;
2. Les fourmis à proximité des phéromones les ressentent et remontent la piste jusqu'à la source de nourriture. De retour au nid, elles déposent également des phéromones attractives renforçant la piste précédemment empruntée par leurs congénères ;
3. Si plusieurs chemins sont marqués par les phéromones attractives, le chemin le plus court sera également le chemin le plus marqué, car durant le même temps de parcours, plus de fourmis auront renforcé la piste ;
4. Au cours du temps, les phéromones se dispersent, et comme les chemins les plus marqués en phéromones (les plus courts) sont également les plus entretenus, les chemins les moins marqués (les plus longs) disparaissent progressivement.

Avec un comportement somme toute assez simpliste, les fourmis ont été capables d'isoler rapidement le meilleur chemin pour assurer leurs besoins.

L'échange d'informations se fait *via* l'environnement et cet échange a une portée locale, en effet seules les fourmis à proximité des phéromones prennent connaissance de ces informations. Leurs diffusions se font par propagation successive suite aux dépôts successifs de phéromones.

Dans l'exemple de la figure 5.2, une colonie de fourmis explore tous les chemins possibles pour se rendre vers *S* (5.2(a)). Petit à petit, au fil des évaporations des phéromones sur les moins bons chemins et à la persistance des phéromones sur les meilleurs chemins (5.2(b)), les fourmis finissent par isoler un chemin optimal, celui qui est seul marqué par les phéromones (5.2(c)).

Limites

Bien que les colonies de fourmis soient adaptées à la recherche de chemins optimaux, ces algorithmes n'offrent pas de solutions multiples en une simulation. Pour offrir plusieurs solutions, l'on doit recourir à un ensemble de simulations.

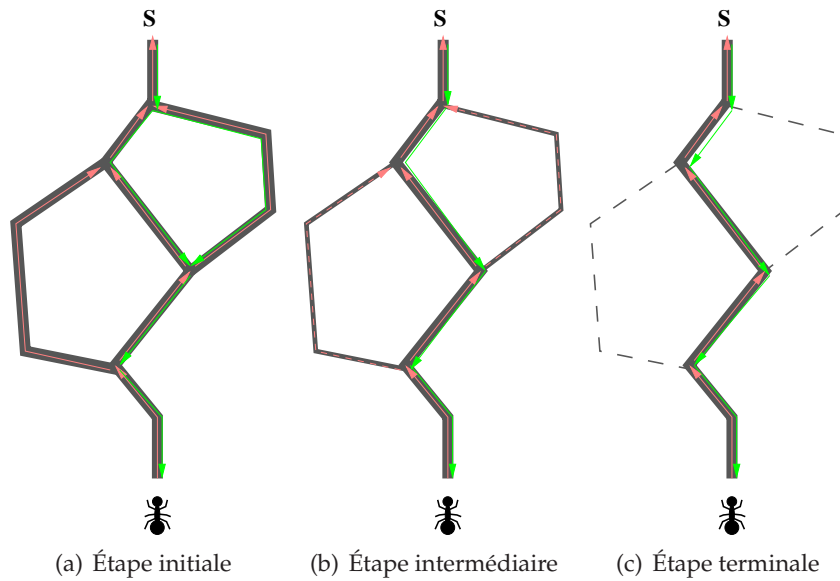


FIG. 5.2: Une colonie de fourmis cherche le meilleur chemin pour accéder à une source de nourriture.

5.1.3 Les essaims particuliers

Autres algorithmes à métaheuristiques reproduisant les comportements des insectes sociaux ou des animaux vivant en groupe, comme les essaims d'abeilles ou les bancs de poissons, les essaims particuliers partent du principe que le groupe reproduira le comportement d'un individu qui semble avoir trouvé la meilleure solution à un instant précis (Kennedy et Eberhart, 1995). Imaginons un banc de poissons, dans ce groupe un individu détecte la présence d'un prédateur et emprunte la direction de déplacement opposée pour fuir le danger. Ce comportement est propagé aux autres individus qui adoptent quasiment aussitôt la même attitude.

D'autre part, ce même essaim peut adopter une attitude exploratoire, i.e. chaque particule dispose d'une marge de déplacement aléatoire pour explorer son environnement. Mais le comportement général demeure influencé par l'ensemble des particules. Les individus collaborent donc entre eux.

Pour résoudre un problème, les particules sont positionnées aléatoirement ou non dans l'espace de recherche des solutions et leur sont affectées des vitesses de déplacement (*vélocité*). Chaque particule connaît sa meilleure position et la position optimale de l'essaim. Ensuite, les particules communiquent à leurs proches leurs bonnes positions pour que chaque particule se repositionne et adapte sa vitesse compte tenu des meilleures indications.

Fonctionnement

Description Nous faisons évoluer un essaim de n particules dans un espace de résolution \mathbb{R}^m . Chaque particule i ($i \in \mathbb{N}, i \leq n$) a une position x_i associée, $x_i \in \mathbb{R}^m$, et une vitesse $v_i \in \mathbb{R}^m$. Notons x_i^+ la meilleure position connue de chaque particule et x_g^+ la meilleure position connue de l'ensemble du groupe.

L'algorithme canonique d'optimisation par essaim particulaire Nous utilisons une fonction objectif $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$. Une meilleure solution minimise le score, i.e. x_i est meilleur que x_j si $f(x_i) < f(x_j)$. ω est une constante d'inertie. Les constantes k_1, k_2 indiquent dans quelle mesure la particule se dirige vers de bonnes positions. Elles représentent les composantes cognitive et sociale et interviennent sur le mouvement (respectivement) de la particule et du groupe. r_1, r_2 sont des vecteurs aléatoires dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1.

1. Initialisation de x_i et v_i
2. Initialisation de $x_i^+ : x_i^+ \leftarrow x_i$, et de $x_g^+ : x_g^+ \leftarrow \min_i^n f(x_i)$
3. **Tant que** le critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**
 - Pour** chaque particule **faire**
 - (a) $x_i \leftarrow x_i + v_i$
 - (b) $v_i \leftarrow \omega v_i + k_1 r_1 \times (x_i^+ - x_i) + k_2 r_2 \times (x_g^+ - x_i)$
 - (c) **si** $f(x_i) < f(x_i^+)$ **alors** $x_i^+ \leftarrow x_i$
 - (d) **si** $f(x_i) < f(x_g^+)$ **alors** $x_g^+ \leftarrow x_i$

Fait

Fait

Limites

Les flots de particules, dans leur forme de base sont peu adaptés aux problèmes à objectifs multiples comme le TAD, à cause notamment de leur recherche de solutions grégaires.

5.1.4 Les algorithmes évolutionnistes

Librement inspirés des théories évolutionnistes de Darwin, les algorithmes évolutionnistes reproduisent les processus d'adaptation des espèces en fonction de leur en-

vironnement, c’est-à-dire qu’au sein d’une espèce, certains de ses individus présentent des éléments physiques et/ou comportementaux plus appropriés à leur milieu. Ainsi favorisés par ces particularités et plus aptes à survivre à leur environnement, ces individus seront également favorisés dans le processus de reproduction et transmettront tout ou partie de leur patrimoine génétique à leurs enfants. C’est la sélection naturelle.

Ainsi sélectionnés au fil des générations, les individus seront plus adaptés à leur environnement car bénéficiant d’un patrimoine génétique plus approprié, hérité de seulement quelques aïeux plusieurs générations auparavant.

Le mécanisme des algorithmes évolutionnistes consiste donc à faire évoluer une population de solutions (les individus) toutes plus ou moins bonnes ou mauvaises et à diriger l’évolution de la population en fonction d’un objectif à atteindre, pour que les solutions soient plus adaptées au problème.

Les algorithmes évolutionnistes regroupent plusieurs types d’algorithmes dont les algorithmes génétiques qui nous intéressent plus particulièrement.

5.2 L’algorithmique génétique : fondements et principes

5.2.1 Origine de l’algorithmique génétique

Les premiers pas en algorithmique génétique furent initiés durant les années 1970 par John Holland et son équipe de l’Université du Michigan. En 1975, Holland publie « *Adaptation In Natural And Artificial Systems* » consacré à l’algorithmique génétique. À partir de ce moment, d’autres équipes vont lui emboîter le pas et contribuer activement à cette nouvelle thématique de recherche très prometteuse. Parmi ces grands laboratoires, l’on peut citer IlliGAL (*Illinois Genetic Algorithms Laboratory*) où travaille David Goldberg, EClab (*Evolutionary Computing laboratory*, Université George Mason) avec Kenneth A. DeJong, ou encore KanGAL (*Kanpur Genetic Algorithms Laboratory*), dirigé par Kalyanmoy Deb.

Ces équipes ont introduit quelques unes des notions majeures des algorithmes génétiques (AG), que l’on retrouve désormais de manière récurrente dans chacune de leurs utilisations², que ce soit en physique avec des systèmes multi-agents (Hippolyte *et al.*, 2007), en génomique pour l’apprentissage de règles (Jourdan *et al.*, 2002) ou encore en bioinformatique (Jourdan *et al.*, 2007)...

²À l’exception, par exemple, des algorithmes mémétiques.

5.2.2 L'algorithmique génétique en géographie

Les capacités d'optimisation des AG ainsi que leur capacité à offrir plusieurs solutions à la fois ont particulièrement intéressé les géographes et les aménageurs, anglo-saxons pour la plupart.

Les AG sont donc utilisés dans des problèmes d'aménagement de parcelles agricoles et de développement durable avec pour forte contrainte de limiter les émissions de CO₂ (Datta *et al.*, 2006).

Les problèmes de localisation (Xiao, 2006) ou encore l'automatisation de la détection de regroupement (Conley *et al.*, 2005) ont incité les géographes à se pencher sur les AG. D'une manière générale, ce sont les problèmes d'optimisation non linéaires comme ceux étudiés par Gallagher et Sambridge (1994) qui ont suscité l'intérêt pour ces algorithmes.

En France, nous pouvons citer les travaux de (Bolot *et al.*, 1999), dans la recherche de découpage territorial optimal, qui ont donné lieu à ce moment là à un concours pluridisciplinaire.

En outre, une force des AG réside dans leur robustesse, ce qu'Openshaw (1997) n'a pas manqué de souligner.

5.2.3 Analogie avec la biologie

La terminologie employée pour les AG fait clairement référence à celle de la biologie (Goldberg, 1989; Whitley, 1994; DeJong, 2006).

Population et individus

Un AG rassemble un nombre $n \geq 2$ de solutions au problème posé. Ces solutions sont des *individus*, encore appelés *chromosomes*, et constituent une *population*. Plus la population est importante, plus le patrimoine génétique est *a priori* important (cela dépend aussi de l'initialisation), cependant l'évolution sera plus lente³.

³En temps de calcul sur ordinateur.

Gènes, locus et allèles

Un chromosome regroupe un ensemble d'attributs ordonnés appelés *gènes*. Un gène prend pour valeur l'une parmi celles possibles : ces valeurs sont les *allèles*. L'emplacement d'un gène s'appelle *locus*. Dans le cas d'un encodage binaire les allèles possibles sont $V = \{0, 1\}$.

$$\mathcal{P} = \left\{ \begin{array}{l} A : \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline a & b & \dots & i & j \\ \hline \end{array} \\ B : \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline a & b & \dots & i & j \\ \hline \end{array} \\ \dots \\ N : \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline a & b & \dots & i & j \\ \hline \end{array} \end{array} \right.$$

FIG. 5.3: Une population $\mathcal{P} = \{A, B, \dots, N\}$ constituée de $|\mathcal{P}| = n$ individus ; les allèles possibles sont $V = \{a, b, \dots, i, j\}$

5.2.4 Mécanisme

La notion évolutionniste ou génétique d'un algorithme caractérise en fait l'imitation du processus naturel d'évolution d'une population. Un AG en reprend ses lignes directrices pour adapter un ensemble de solutions de manière optimale à l'environnement. Un AG est donc un processus itératif de recherche exploratoire dont les étapes sont les suivantes :

1. **Initialisation** de la population \mathcal{P}_0 (population de génération 0) ;
2. **Évaluation** des chromosomes de la population \mathcal{P}_i ;
3. **Sélection** des meilleurs chromosomes de \mathcal{P}_i qui vont constituer les « procréateurs » de la génération \mathcal{P}_{i+1} ;
4. **Croisement** deux-à-deux des chromosomes sélectionnés pour générer de nouveaux individus, les « descendants » ;
5. **Mutation** opérée aléatoirement sur un chromosome également choisi au hasard pour apporter de la diversité dans le patrimoine génétique de la population ;
6. **Remplacement** et génération de la nouvelle population \mathcal{P}_{i+1} ;
7. **Répéter** le processus à partir de 2 tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait (i.e. génération n terminale non atteinte, solution optimale non trouvée...).

Que représente un individu ?

Nous sommes invités à nous poser cette question pour encoder les paramètres du problème qui sont portés par un chromosome. Car derrière l'apparente simplicité d'un AG, l'on se rend vite compte que la réelle difficulté réside justement dans le choix de la bonne représentation.

Il n'y a pas de représentation absolue. L'encodage se fait au cas par cas selon les types de paramètres à prendre en compte. Ainsi l'encodage d'un problème peut aller de la simple chaîne binaire, à un arbre en passant par les listes chaînées⁴... Cependant, à l'instar de la nature l'on préfère généralement utiliser des chromosomes simples sous forme de chaînes, i.e. en termes d'implémentation informatique il s'agit de tableaux unidimensionnels.

Considérons l'exemple suivant. Avec une feuille de papier aux dimensions $L_f \times l_f$ (respectivement longueur et largeur de la feuille f), nous souhaitons la plier pour obtenir la plus grande boîte possible. Le problème consiste donc à trouver les meilleures dimensions l_V, h_V, p_V (respectivement longueur, hauteur, profondeur du volume V) pour obtenir le plus grand volume $V = l_V \times h_V \times p_V$. Ne considérant que des dimensions entières, l'encodage peut se résumer à un tableau de trois valeurs (cf. tab. 5.2), $[l_V(i), h_V(i), p_V(i)]$. La figure 5.4(a) représente la feuille à plier et sur les figures 5.4(b,c,d) sont représentés les patrons de pliage associés aux chromosomes du tableau 5.2.

i	$l_V(i)$	$h_V(i)$	$p_V(i)$	$V(i)$	$fitness(i)$
1	2	1	1	2	2
2	2	2	2	8	8
3	4	1	3	12	12
4	2	2	3	impossible	0
5	4	1	4	impossible	0

TAB. 5.2: Encodage du problème et plusieurs chromosomes

Caractérisation d'une bonne solution

À chaque génération, les chromosomes sont évalués, et un score leur est attribué. Celui-ci est calculé à l'aide d'une fonction d'évaluation (*fitness function*) attribuant un score à un chromosome en fonction de la qualité de la solution apportée au problème sous contraintes des conditions formulées. Dans le cas de notre feuille de carton à plier,

⁴Structure informatique de données où chaque élément est lié au suivant.

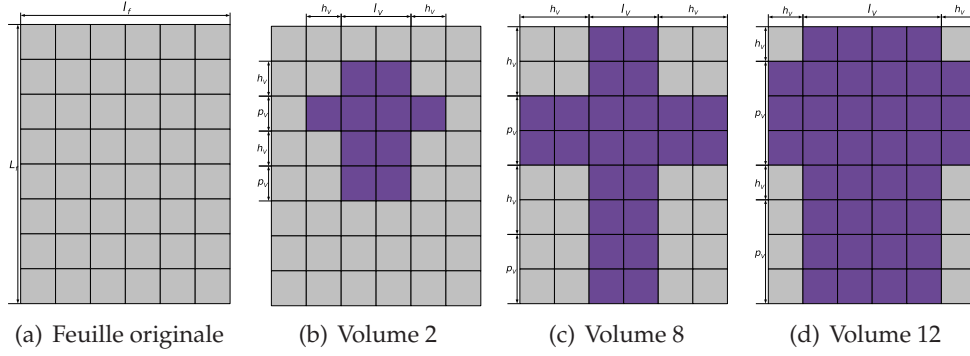


FIG. 5.4: Les patrons de pliage correspondant aux chromosomes du tableau 5.2 : trois solutions possibles dont une optimale (d) avec un score de 12.

celle-ci a pour dimensions $L_f = 8$ et $l_f = 6$. Autrement dit, la largeur l_v ne doit pas dépasser la largeur de la feuille moins la hauteur du volume à créer, h_v (eq. 5.1). De plus, la profondeur p_v ne peut excéder la moitié de la longueur de la feuille L_f moins la hauteur h_v (eq. 5.2). Donc, une bonne solution consiste à maximiser V sous contraintes 5.1, 5.2.

$$l_v \leq l_f - 2 \times h_v \quad (5.1)$$

$$p_v \leq \frac{L_f}{2} - h_v \quad (5.2)$$

Sélection

Soit p_j la probabilité qu'un chromosome j soit sélectionné. Cette probabilité peut être déterminée de différentes manières, soit elle dépend simplement du nombre de chromosomes (aléas), soit elle est relative à la qualité de la solution (roulette).

Aléa. Les chromosomes parents peuvent être choisis de manière totalement aléatoire parmi la population \mathcal{P} , $p_j = \frac{1}{|\mathcal{P}|}$.

La roulette. La méthode avec « roulette des scores » (*the score wheel method*) choisit aléatoirement un chromosome parmi la population, cependant celui-ci a une probabilité d'être choisi relative à son score. Plus celui-ci est élevé, plus sa chance d'apparition lors de la sélection est importante.

Considérons l'exemple suivant. Nous disposons d'une population de dix chromosomes $\mathcal{P} = \{C_0, \dots, C_9\}$ aux scores positifs S_k (tab. 5.3 et fig. 5.5), et nous réalisons la roulette des choix correspondante selon la méthode suivante :

1. Sommation des scores : $\sum_{k=0}^9 S_k$;
2. Déduction des probabilités d'apparition $p_j = \frac{S_j}{\sum_{k=0}^9 S_k}$

Ainsi le chromosome C_4 de la population \mathcal{P}_i noté $S_4 = 3$ a 15% de chances d'être sélectionné lors d'un croisement pour générer la population \mathcal{P}_{i+1} , tandis que le chromosome C_6 au score nul n'est pas retenu pour un prochain croisement.

Bien qu'il soit le meilleur chromosome et même avec 20% de chances d'être retenu pour un croisement, le chromosome C_0 pourrait potentiellement ne pas figurer dans un croisement ultérieur, alors pour éviter de perdre un aussi bon patrimoine génétique l'on pourrait avoir recours à une copie directe de ce chromosome dans la génération suivante. Cette optimisation figure généralement dans les algorithmes élitistes qui visent à promouvoir les meilleurs éléments au détriment des moins performants (cf. 5.2.6).

C	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	total
S	4	1	2	1	3	1	0	4	1	3	20
p	0.2	0.05	0.1	0.05	0.15	0.05	0.0	0.2	0.05	0.15	1.0

TAB. 5.3: Probabilités d'apparition des chromosomes en fonction de leurs scores

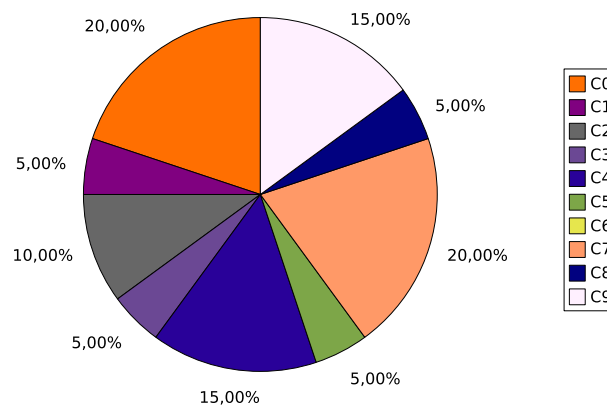


FIG. 5.5: Roulette des scores possible pour sélectionner les chromosomes à croiser

Croisement

Le croisement est une application de : $C \times C \rightarrow C \times C$ permettant de brasser la population. Il s'effectue sur des paires de chromosomes choisis durant la phase antérieure de sélection et consiste à reproduire les chromosomes des parents et à échanger des séquences de gènes des chromosomes, produisant ainsi de nouveaux individus au patrimoine génétique brassé. Nous nous intéressons plus particulièrement aux croisements suivants :

- croisement à un point : un point p est choisi aléatoirement (ou non, on peut échanger la moitié du chromosome comme dans le *Simple Genetic Algorithm* (Goldberg, 1989) sur des chromosomes de taille l , $p < l$, et les séquences (pl) sont échangées en produisant les chromosomes enfants de taille l (cf. fig 5.6).
- croisement à deux points : deux points p, q sont choisis aléatoirement sur des chromosomes de taille l , $p < q < l$, et les séquences (pq) sont échangées pour créer les enfants de taille l (cf. fig 5.7).

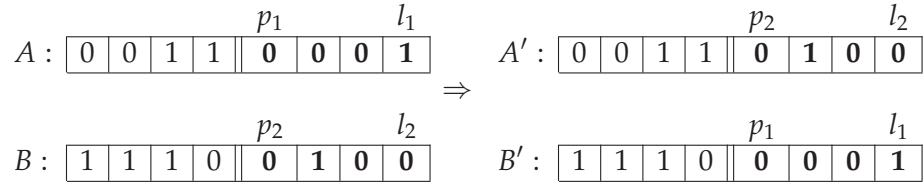


FIG. 5.6: Croisement à un point de deux chromosomes binaires

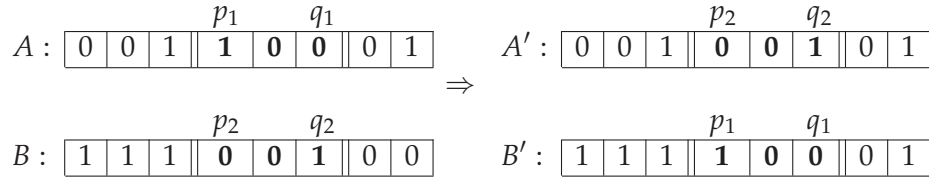


FIG. 5.7: Croisement à deux points de deux chromosomes binaires

Mutation

La mutation est une application de : $C \rightarrow C$ et a pour but d'introduire de la diversité dans une population (Holland, 1975). En effet, le croisement risque de faire converger la population vers un ensemble restreint de solutions. On parle dans ce cas de convergence vers un puits local de solutions. Une fois l'ensemble des chromosomes situé dans

cet espace de solutions, l'apparition de nouvelles solutions au patrimoine génétique diversifié devient plus difficile. Pour pallier ce problème, l'on introduit de la diversité par le biais de la mutation qui consiste à modifier un chromosome sous une probabilité de mutation p_{mut} . Le chromosome muté voit un de ses gènes choisi au hasard et modifié.

0	1	1	0	0	0	1	1
(a) Chromosome initial							
0	1	1	0	0	1	1	1
(b) Chromosome muté							

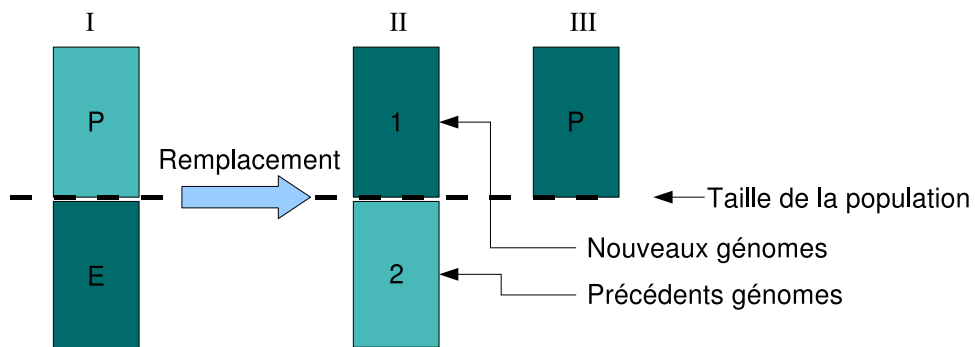
FIG. 5.8: Exemple de mutation sur un chromosome binaire

L'exemple de la figure 5.8 illustre un mécanisme très simple, mais la mutation peut servir davantage qu'à diversifier le patrimoine génétique du chromosome ; elle peut servir notamment à contribuer à la résolution d'un problème, par exemple en forçant la convergence (Chevrier *et al.*, 2006b) tout en maintenant la diversité !

Génération de la nouvelle population

Une fois la mutation effectuée, nous sommes presque au terme de l'itération i de l'algorithme génétique canonique, il reste maintenant à générer la population \mathcal{P}_{i+1} à partir de la population \mathcal{P}_i augmentée de sa descendance \mathcal{E} , ses enfants.

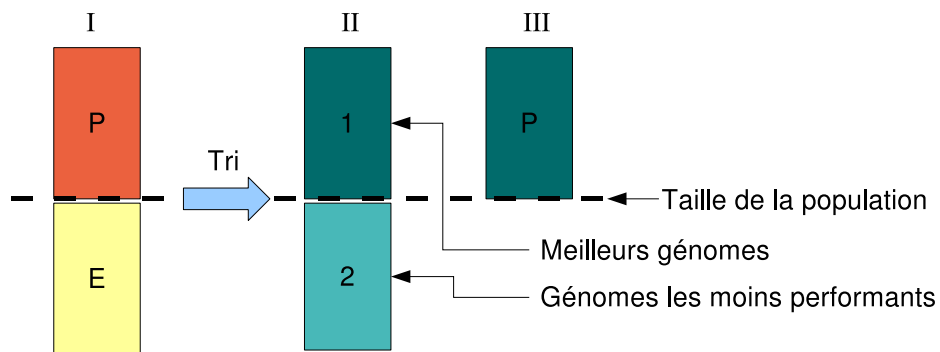
Diverses politiques existent, simple ou élitiste. Dans le cas d'un renouvellement de population simple, seuls les enfants générés constituent la nouvelle population (cf. fig. 5.9). En revanche, dans le cas d'un renouvellement élitiste, les chromosomes enfants sont ajoutés à la population temporaire elle-même déjà constituée des parents. Tous ces individus sont évalués et classés par score. Seuls les n meilleurs chromosomes sont conservés (cf. fig. 5.10), pour revenir à la taille de population initiale (n individus).



- I. Génération d'enfants (E) à partir de la population P
- II. Remplacement de la précédente population par les nouveaux génomes
- III. Population finale

Rémy Chevrier UMR ESPACE 2007

FIG. 5.9: Vue simplifiée d'une politique de diversité dans un algorithme génétique



- I. Génération d'enfants (E) à partir de la population P
- II. Population triée selon le *fitness*
- III. Population finale

Rémy Chevrier UMR ESPACE 2007

FIG. 5.10: Vue simplifiée d'une politique élitiste dans un algorithme génétique

5.2.5 Un algorithme génétique mono-objectif

Examinons maintenant plus en détails un exemple d'AG mono-objectif, qui nous rapproche un peu plus encore d'un problème de découpage territorial. Le problème des huit reines est un véritable cas d'école en cours d'algorithmique. Sur un échiquier de 8×8 cases, l'on souhaite placer 8 reines de telle sorte qu'aucune d'elles ne soit en prise avec une autre. Pour rappel, la reine, au jeu d'échecs, se déplace horizontalement, verticalement et en diagonale, sur plusieurs cases. Nous allons voir dans cette sous-section une manière de résoudre ce problème.

Définition du problème

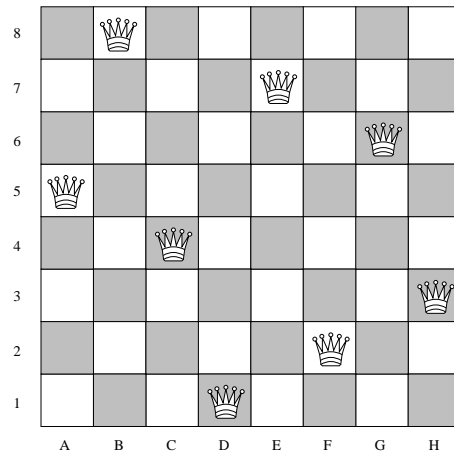
La figure 5.11 donne une solution possible au problème : chaque reine est seule sur les couloirs formés horizontalement, verticalement et en diagonale, i.e. il n'y a nécessairement qu'une seule reine par ligne et par colonne, et au plus une seule reine par diagonale. Le problème revient donc à ajuster la bonne ligne à la bonne colonne.

Initialisation : une seule reine par colonne. Pour chaque colonne restante, on en choisit une aléatoirement (position x), et pour cette colonne, nous choisissons une position verticale y aléatoirement parmi les lignes restantes. Une fois le couple (x, y) positionnant une reine choisi, nous retirons la ligne et la colonne désignées de l'ensemble des lignes et colonnes restantes.

Objectif et évaluation De par l'initialisation à laquelle nous avons procédé (une seule reine par colonne), nous savons qu'il suffit de tester l'unicité d'une reine sur sa ligne et sur sa diagonale pour indiquer la validité de cette position. Il faut donc 16 tests pour évaluer un chromosome : 8 pour les lignes + 8 pour les diagonales. La politique d'évaluation échelonne les scores de 0, pour une solution nulle, à 1 pour une solution correcte remplissant toutes les conditions. À chacune des 16 conditions remplies, nous augmentons le *fit* Φ de $\frac{1}{16}$. Initialement, tous les chromosomes i disposent donc d'un *fit* $\Phi_i \geq \frac{1}{16} \times 8$, car il n'y a qu'une reine par ligne.

Représentation de la solution

Différentes manières de représenter une solution existent. L'on pourrait utiliser un simple chromosome unidimensionnel à l'instar de la feuille à plier, en associant un



R my Chevrier UMR ESPACE, 2007

FIG. 5.11: Une configuration possible au probl me des huit reines

num ro de ligne pour chacune des cellules du tableau qui correspondent aux indices des colonnes (tab. 5.4). Nous pouvons  galement utiliser une repr sentation matricielle (assez proche finalement d'une carte rasteris e) binaire carr e (8×8), repr sentant directement l' chiquier, o  1 indique la pr sence d'une reine et 0 une case vide (tab. 5.5).

colonnes (A��H)	1	2	3	4	5	6	7	8
lignes (1��8)	5	8	4	1	7	2	6	3

  chromosome

TAB. 5.4: Chromosome d cimal unidimensionnel repr sentant la configuration de la figure 5.11

0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0

TAB. 5.5: Chromosome binaire carr  repr sentant la configuration de la figure 5.11

Cependant, les informations utiles (les 1 repr sentant les reines) ne repr sentent que $\frac{1}{8}$ de la matrice. En d finitive, pour ce probl me, nous manipulons beaucoup plus d'informations inutiles. L'utilisation d'une matrice se r v le alors tr s co teuse en espace m moire mais aussi plus d licate   manipuler lors des croisements. Le vecteur, quant   lui, se r v le bien plus  conomique et demeure tout aussi expressif. Il est de surcro t plus simple   manipuler lors des croisements comme nous allons le voir.

Croisement et mutation

Croisement Le brassage de population modifie les positions des reines sur les lignes, aussi échange-t-on les colonnes de deux chromosomes C_A et C_B . Cet échange peut être effectué à l'aide d'un croisement à un point ou à deux points, bien adapté au besoin de cet algorithme. Nous utilisons un croisement à deux points qui consiste à échanger les séquences de deux chromosomes choisis selon une méthode basée sur la roulette des scores.

Le croisement occasionné génère deux nouveaux individus, les chromosomes $C_{A'}$ et $C_{B'}$.

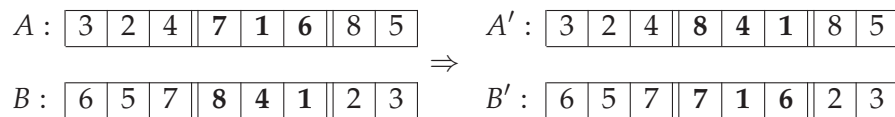


FIG. 5.12: Croisement à deux points de deux chromosomes

Mutation Le mécanisme de mutation (fig. 5.13) adopté est somme toute assez simple et consiste à modifier une valeur de gène aléatoirement sur le chromosome C_A . Si elle n'est pas dirigée, la mutation ne fait qu'apporter de la diversité dans un patrimoine génétique sélectionné au fur et à mesure des croisements, mais ne fait pas forcément émerger de bonnes solutions.

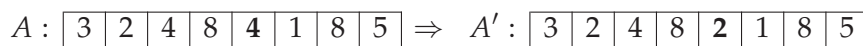


FIG. 5.13: Mutation sur un gène

5.2.6 Diversité contre élitisme

Un point majeur (sans oser dire crucial!) concerne le choix de la politique de sélection des chromosomes. Généralement en AG, soit l'on opte pour maintenir de la diversité dans la population, soit l'on préfère une stratégie élitiste de sélection visant à ne conserver que les meilleures solutions. Cependant, on a souvent à faire face au dilemme de la perte de patrimoine génétique au travers de mauvaises solutions qui, une fois croisées avec d'autres mauvaises solutions, pourraient potentiellement fournir des solutions plus avantageuses que les meilleures jusqu'alors.

En soi, il n'y a pas de stratégie meilleure qu'une autre. La question revient à savoir quelle est la politique de sélection la mieux adaptée au problème à résoudre.

Dans le détail, une politique visant à maintenir de la diversité ne sacrifie pas nécessairement les plus mauvaises solutions au détriment des meilleures. Le simple fait de les conserver nous assure un plus grand réservoir de gènes et donc, de solutions possibles. Cependant la convergence vers des solutions optimales ou sub-optimales risque d'être plus lente.

A contrario une politique élitiste force la conservation des meilleurs éléments de la population initiale et de la population générée pour constituer la nouvelle population. Dans ce cas la convergence vers des solutions optimales ou sub-optimales sera nécessairement plus rapide. Cependant, le risque majeur de cette stratégie est de faire converger les solutions vers un puits local de solutions sub-optimales au risque de ne plus en sortir en raison du manque du patrimoine génétique des solutions éconduites du processus de sélection.

5.3 Gestion d'objectifs multiples

5.3.1 Des objectifs souvent contradictoires

Lorsque l'on souhaite optimiser plusieurs objectifs φ_i , ceux-ci sont bien souvent en opposition, c'est-à-dire que favoriser l'un revient à pénaliser l'autre. Considérons l'exemple suivant. On souhaite former une parcelle rectangulaire de 30 ha et l'on cherche les dimensions maximales l et L . Bien évidemment il n'y a pas une seule solution optimale, mais une infinité de solutions, toutes réparties sur la courbe de la figure 5.14.

Représenter l'ensemble des solutions disposées sur une courbe ($n = 2$ dimensions), sur une surface ($n = 3$), ou sur un front ($n > 3$) revient à utiliser une approche dite avec front de Pareto (Zitzler et Thiele, 1999). Les solutions représentées sous la forme (x_1, \dots, x_n) appartenant au front représenté dans l'espace des solutions à n dimensions sont dites Pareto-optimales. Les solutions qui ne sont pas situées sur le front, et néanmoins correctes, sont dites sub-optimales.

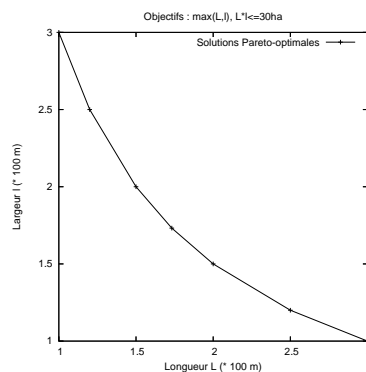


FIG. 5.14: Solutions Pareto optimales au problème de constitution d'une parcelle de 30 ha, avec pour contraintes : $\max(L, l) | L \times l \leq 30$

5.3.2 Les algorithmes évolutionnistes multi-objectifs et la Pareto-dominance

Lorsque plusieurs objectifs sont évalués de manière concurrente, la fonction d'évaluation Φ associe un vecteur de scores pour chacun des m objectifs $(\varphi_1, \dots, \varphi_m)$. Pour ordonner les chromosomes, une première solution consiste en une somme pondérée linéaire des différents scores attribués aux objectifs respectifs. Cependant, cette méthode risque d'occulter des solutions optimales du fait de l'incomparabilité de données différentes, car quel sens pourrions-nous donner à une somme de véhicules et de temps ?

Au cours des années 90, les problèmes multi-objectifs ont suscité le développement d'algorithmes génétiques traitant de manière concurrente ces objectifs. Une première généralisation des AG aux problèmes multi-objectifs est proposée par Fonseca et Fleming (1993) et c'est peu de temps après, que l'approche Pareto est introduite dans le processus de sélection (Horn *et al.*, 1994). L'approche Pareto permet en outre de conserver une grande variété de solutions en explorant plus largement les ensembles de solutions et en évitant les puits locaux, tout en introduisant la notion de *dominance* déjà proposée par Goldberg en 1989. On parle dans ce cas de *Pareto dominance* (Zitzler et Thiele, 1998a,b).

Comme nous l'avons mentionné préalablement, le tri de solutions issues d'un algorithme multi-objectifs pose le problème de discrimination des solutions les unes par rapport aux autres. En effet, dans notre AG à deux objectifs φ_1, φ_2 (à minimiser), avec lequel nous souhaitons ordonner deux chromosomes $C_a(\varphi_{1a}, \varphi_{2a}), C_b(\varphi_{1b}, \varphi_{2b})$, plusieurs cas de figures se présentent :

- si $\varphi_{1a} < \varphi_{1b}$ et $\varphi_{2a} < \varphi_{2b}$ alors C_a domine C_b : $C_a \prec C_b$;
- si $\varphi_{1a} > \varphi_{1b}$ et $\varphi_{2a} > \varphi_{2b}$ alors C_b domine C_a : $C_b \prec C_a$;
- si $\varphi_{1a} < \varphi_{1b}$ et $\varphi_{2a} > \varphi_{2b}$ alors on ne peut pas statuer quel est le meilleur chromosome.

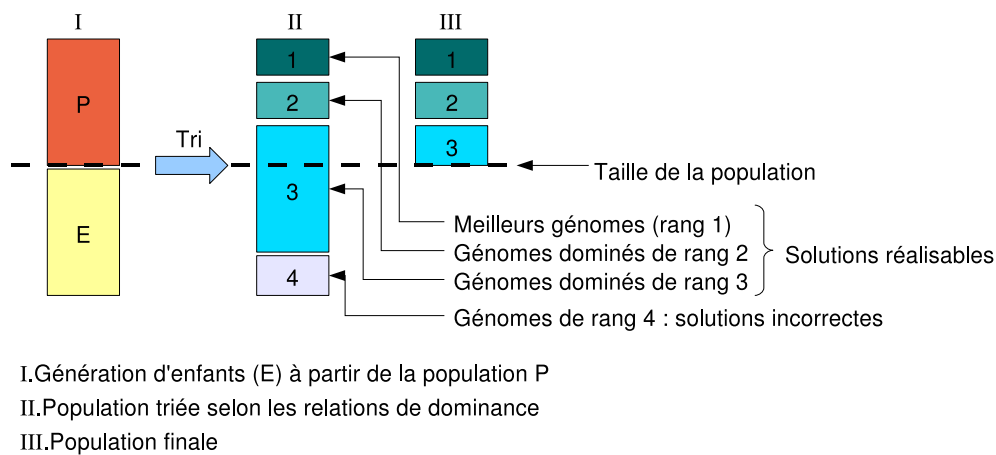
Une première version d'algorithme avec approche Pareto et tri des individus non-dominés est donnée en 1995 : le NSGA (*Non dominated Sorting Genetic Algorithm*) de Srinivas et Deb (1995). Cependant, cet algorithme souffre d'une complexité atteignant $O(mN^3)$ avec N individus et m objectifs.

Par ailleurs, des résultats fournis dans (Rudolph, 1999; Zitzler *et al.*, 2000) indiquent que l'élitisme favorise la convergence vers les solutions optimales dans le cas des algorithmes multi-objectifs. Ainsi une variante d'élitisme est proposée dans *Pareto archived evolution strategy* (PAES) qui conserve les individus non-dominés dans une population annexe (Knowles et Corne, 1999). Zitzler et Thiele (1998b) fournissent également un algorithme élitiste avec approche Pareto : le *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA).

Ainsi cet ensemble de résultats a conduit à l'élaboration d'une seconde version de NSGA (NSGA-II) qui intègre un ensemble de modifications pour d'une part réduire la complexité et d'autre part intégrer l'élitisme dans la politique de sélection et de génération des populations. C'est l'objet de la sous-section 5.3.3.

5.3.3 Une méthode élitiste avec front de Pareto : NSGA-II

Le *Non dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) proposé par Deb et son équipe est un AG utilisant l'approche Pareto (Deb, 2001), établissant les rapports de dominance entre les individus (Deb *et al.*, 2000) et offrant une méthode de tri particulièrement rapide des chromosomes. La complexité⁵ totale atteint $O(mN^2)$ avec m objectifs et N chromosomes. La figure 5.15 donne une vue simplifiée de l'algorithme.



Rémy Chevrier UMR ESPACE 2007
 À partir de la présentation ASMDO de K. Deb

FIG. 5.15: Vue simplifiée du fonctionnement de NSGA-II

Tri des individus non dominés

Critiqué pour la complexité de sa première version ($O(mN^3)$) qui utilisait un algorithme de tri insuffisamment rapide, NSGA, dans sa seconde version, intègre une nouvelle méthode de tri plus rapide que nous détaillons ici.

Pour chaque solution, NSGA-II calcule n_i le nombre de solutions, qui dominent la solution i et S_i l'ensemble de solutions que domine i . Toutes les solutions ayant $n_i = 0$ sont ajoutées dans \mathcal{F}_1 qui correspond au front de solutions courant. Ensuite pour chaque solution du front courant, on examine chaque membre j de l'ensemble S_i en réduisant n_j de 1 pour le faire tomber à 0. De cette manière, si pour chaque membre j le compte tombe à 0, nous ajoutons j à une liste séparée \mathcal{H} . Lorsque tous les membres du front courant ont été passés en revue, les membres de la liste \mathcal{F}_1 appartiennent au premier front. Le processus est répété sur le nouveau front courant qui est l'ensemble \mathcal{H} .

⁵Au sens de la *calculabilité* du problème (cf. annexe B).

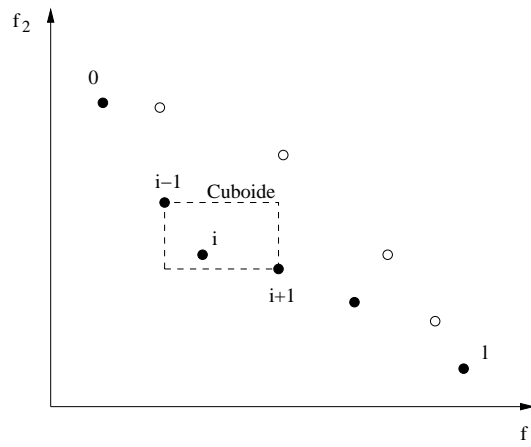
Chaque itération requiert $O(N)$ calculs et comme il y a au plus N fronts, la complexité de la boucle atteint $O(N^2)$. La complexité totale de l'algorithme atteint $O(mN^2) + O(N^2) = O(mN^2)$, avec m objectifs.

Algorithme de tri des individus non dominés rapide

1. **pour chaque** $p \in \mathcal{P}$ **faire**
 - (a) **pour chaque** $q \in \mathcal{P}$ **faire**
 - si** $p \prec q$ **alors** # p domine q
 $S_p = S_p \cup q$ # ajout de q à l'ensemble des solutions dominées par p
 - sinon si** $q \prec p$ **alors** # q domine p
 $n_p = n_p + 1$ # on incrémente le compteur de solutions dominant p
 - fin si**
 - fait**
 - (b) **si** $n_p = 0$ **alors** # pas de dominant à p
 $\mathcal{F}_1 = \mathcal{F}_1 \cup \{p\}$ # ajout de p au front \mathcal{F}_1
 - fin si**
- fait**
2. $i = 1$
3. **tant que** $\mathcal{F}_i \neq \emptyset$ **faire** # construction des fronts de solutions (par rang)
 - (a) $\mathcal{H} = \emptyset$
 - (b) **pour chaque** $p \in \mathcal{F}_i$ **faire**
 - pour chaque** $q \in S_p$ **faire**
 - i. $n_q = n_q - 1$
 - ii. **si** $n_q = 0$ **alors** $\mathcal{H} = \mathcal{H} \cup \{q\}$ **fin si** # q n'a plus de dominant donc on l'ajoute au front \mathcal{H}
 - fait**
 - fait**
 - (c) $i = i + 1$ # l'ensemble \mathcal{H} est terminé
 - # et constitue le nouveau front de solutions
 - (d) $\mathcal{F}_i = \mathcal{H}$ # \mathcal{H} devient le front \mathcal{F}_i
 - fait**

Estimation de la densité de solutions

Estimer la densité des solutions revient à savoir si l'AG a fait converger les individus sur un ensemble restreint de solutions. Pour obtenir cette estimation, il faut calculer la distance moyenne des deux points situés de part et d'autre du point que l'on traite. Cette distance correspond à la longueur moyenne du côté du cuboïde encadrant le point examiné. Il correspond au rectangle pointillé de la figure 5.16.



Source : Fast Elitist NSGA, K. Deb

FIG. 5.16: Exemple de calcul de la distance d'un point à la population.

L'algorithme suivant décrit l'affectation des distances moyennes de chaque individu de l'ensemble \mathcal{I} ($\mathcal{I}[i+1].m$ représente la valeur de l'objectif m pour l'individu i dans la population \mathcal{I}) :

1. $l = |\mathcal{I}|$ # nombre de solutions dans \mathcal{I}
2. **pour chaque** i **faire** $\mathcal{I}[i].distance = 0$ # initialisation de la distance
3. **pour chaque** objectif m **faire**
 - (a) $\mathcal{I} = \text{tri}(\mathcal{I}, m)$ # tri selon l'objectif m :
 - (b) $\mathcal{I}[1].distance = \mathcal{I}[l].distance = \infty$ # les points limites sont connus
 - (c) **pour** i **de** 2 **à** $l - 1$ **faire**

$$\mathcal{I}[i].distance = \mathcal{I}[i].distance + (\mathcal{I}[i+1].m - \mathcal{I}[i-1].m)$$

fait

fait

Ce calcul sert notamment à maximiser les distances entre les individus. Cela a pour effet d'éviter plusieurs occurrences du même individu ou du moins de chercher des solutions plus dissemblables. Le deuxième effet est d'étendre le front de Pareto et de

recouvrir plus de solutions différentes. Par ailleurs, cela permet d'éviter à l'ensemble des solutions de rester bloqué sur un puits local de solutions.

Conclusion

Ce chapitre donne lieu à un descriptif des méthodes inspirées de la nature et fournit un aperçu de leurs possibilités en matière d'optimisation. L'objectif est de montrer l'intérêt que présentent ces méthodes dans les problèmes d'optimisation géographiques, tels que ceux présentés dans la section 5.2.2.

Les algorithmes génétiques retiennent notre attention, notamment pour leur capacité à fournir plusieurs solutions en une optimisation. Car dans un contexte opérationnel, le décideur doit avoir le choix entre plusieurs alternatives équivalentes (au sens Pareto du terme).

C'est d'ailleurs pour cette même raison que nous avons fait évoluer l'AG, d'une optimisation mono-objectif (agrégat d'objectifs) vers une optimisation multi-objectifs avec une approche Pareto. Dans cette optique, plusieurs algorithmes existent et notre choix se porte sur NSGA-II, pour des raisons de rapidité d'une part et pour sa capacité à explorer tout le front de solutions d'autre part. Les algorithmes génétiques développés pour cette thèse sont présentés dans le chapitre suivant.

Chapitre 6

Méthodes de calcul et d'optimisation de tournées d'un transport à la demande en convergence

Sommaire

6.1	Le cas de la convergence simple	118
6.1.1	Un algorithme d'énumération exhaustive	118
6.1.2	Un algorithme de parcours en largeur	122
6.1.3	Un algorithme génétique	125
6.2	Le cas du TAD en multiconvergence	130
6.2.1	Utilisation de NSGA-II	130
6.2.2	La moyenne généralisée dans la minimisation du temps	132
6.2.3	La norme L_p dans la minimisation des retards	133

Introduction

Les méthodes présentées dans ce chapitre fournissent chacune une solution à l'un des problèmes de TAD posés et formalisés dans le chapitre 4.

Leur conception s'inscrit dans la continuité d'un projet plus ancien, « Evolis-Gare », dévolu à la Communauté d'Agglomération du Grand Besançon et développé par D. Josselin, C. Lang et P. Chatonnay (Canalda *et al.*, 2004). Ainsi notre première étape de réflexion reprend le principe d'énumération exhaustive des ACT, qui constitue une première solution aux problèmes opérationnels de desserte, de tailles modestes (moins de 20 demandes).

Face à des problèmes de TAD de plus grande taille, l'énumération exhaustive des ACT s'essouffle rapidement. Ainsi le deuxième algorithme proposé est un parcours en largeur (méthode exacte), qui nous a permis d'aborder des problèmes de plus grande taille. Toutefois, pour traiter des problèmes encore plus complexes et repousser les limites de l'optimisation, il était nécessaire de développer une méthode heuristique. L'algorithme génétique nous a paru particulièrement indiquée. En effet, son efficacité a déjà été prouvée pour de nombreux problèmes et elle est réputée pour être particulièrement adaptée à la résolution de problèmes multi-objectifs (Deb, 2001; Coello *et al.*, 2002). Elle permet en outre d'obtenir plusieurs solutions alternatives à soumettre au décideur, ce qui répond bien aux attentes dans le cadre du TAD. Par conséquent, un algorithme génétique dont l'encodage d'un ACT est directement calqué sur celui du parcours en largeur a été également développé.

Cette première version d'algorithme génétique nous conduit finalement à généraliser une méthode d'optimisation territoriale de TAD multi-objectifs basée sur une approche Pareto. Nous introduisons notamment la notion de normes dans l'évaluation du temps nécessaire aux différentes courses.

6.1 Le cas de la convergence simple

Dans cette section, nous étudions trois algorithmes de calcul des ACT (Chevrier *et al.*, 2006a). Les deux premières méthodes sont exactes et la troisième utilise les métaheuristiques. Dans le détail, la première méthode est un algorithme d'énumération exhaustive des ACT sur un DAG aux arcs non pondérés. La deuxième méthode, développée consécutivement, est un algorithme de parcours en largeur calculant directement les solutions optimales sur un DAG pondéré.

La troisième méthode est un algorithme génétique mono-objectif qui préfigure la méthode généralisée que nous étudions en deuxième section.

6.1.1 Un algorithme d'énumération exhaustive

L'algorithme d'énumération exhaustive (AEE), réalisé en étroite collaboration avec P. Canalda, est une construction itérative des branches de l'ACT en démarrant des nœuds minimaux du DAG (Chevrier *et al.*, 2006c). Un sommet est dit « minimal » lorsque celui-ci n'a pas de prédécesseurs (pas d'arcs incidents). Les nœuds minimaux sont nécessairement des feuilles des ACT à construire. *A contrario* le nœud terminal du DAG,

qui n'a pas de successeurs (i.e. pas d'arcs sortants), constitue la racine de l'arbre (qui correspond en fait à l'*antiracine* vu l'orientation des arcs).

D'une manière générale, la racine de l'arbre correspond au point de convergence de la desserte, tandis que les sommets minimaux sont des points de départ des véhicules. Ainsi la première étape de l'AEE consiste à identifier les nœuds minimaux du DAG qui sont les points de départ des ACT. Si nous appliquons l'AEE sur le DAG $D(V, E)$ de la figure 6.1, les sommets minimaux sont les points 0 et 1. Ensuite pour chaque sommet $v \in V$ ni minimal, ni terminal, on crée une nouvelle branche b avec le sommet v comme point de départ, que l'on ajoute à chaque ACT. Ces nouveaux ACT sont ajoutés à une liste intermédiaire à fusionner à la liste courante des ACT à la fin de chaque itération. Autrement, pour chaque ACT de la liste courante, nous cherchons si l'on peut fusionner l'arc incident comprenant le sommet v avec une des branches de l'ACT.

De cette manière, nous étendons progressivement et incrémentalement l'ensemble des ACT, d'une part en créant de nouvelles branches et d'autre part en fusionnant éventuellement des arcs incidents aux branches des ACT partiels déjà constitués. L'algorithme ci-après décrit formellement la méthode que nous venons d'énoncer.

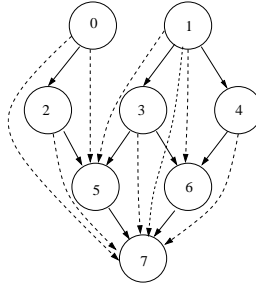


FIG. 6.1: DAG $D(V, E)$ à huit sommets.

Algorithme d'énumération exhaustive des ACT

- v un sommet de V et $V_{min} \subset V$ l'ensemble des sommets minimaux du DAG ;
- act un ACT ;
- act' un ACT temporaire ;
- b une branche de l'ACT ;
- L_{act} la liste des ACT à construire ;
- L'_{act} la liste intermédiaire des ACT ;
- $racine$ le nœud terminal du DAG ;
- $ajout$: un booléen.

1. **Pour chaque $v \in V_{min}$ faire**

- (a) $b = (v)$ # Création d'une branche b avec v pour point de départ
- (b) $act = act + b$ # Ajout de la branche b au premier ACT
- (c) $L_{act} = L_{act} + act$ # Ajout de act à la liste des ACT

Fait

2. **Pour chaque $v \in V \setminus \{V_{min} + racine\}$ faire**

Pour chaque $act \in L_{act}$ faire

- (a) $b = (v)$ # Création d'une branche b avec v pour point de départ
- (b) $act' = act + b$ # ajout de la branche à l'ACT
- (c) $L'_{act} = L'_{act} + act'$ # ajout de l'ACT intermédiaire à la liste intermédiaire des ACT
- (d) $ajout = faux$
- (e) **Pour chaque $b \subset act$ et $ajout = faux$ faire**

- i. $e = dernier(b)$ # Obtention du dernier élément de b
- ii. **Si $\exists \langle ev \rangle \in E$ alors**
 - $b = b + v$ # On étend la branche b avec v
 - # v est le dernier élément de b
 - $ajout = vrai$ # pour sortir de la boucle...

Fait

- (f) $L_{act} = L_{act} \cup L'_{act}$ # Ajout de la liste intermédiaire à la liste finale

Fait

Fait

Si l'on déroule l'AEE sur le DAG D , nous pouvons suivre pas à pas la construction incrémentale de la liste exhaustive des ACT. Les figures 6.2 indiquent les trois premières étapes de la construction des ACT avec l'AEE. Les détails de la construction complète sont indiqués dans le tableau A.1 en annexe.

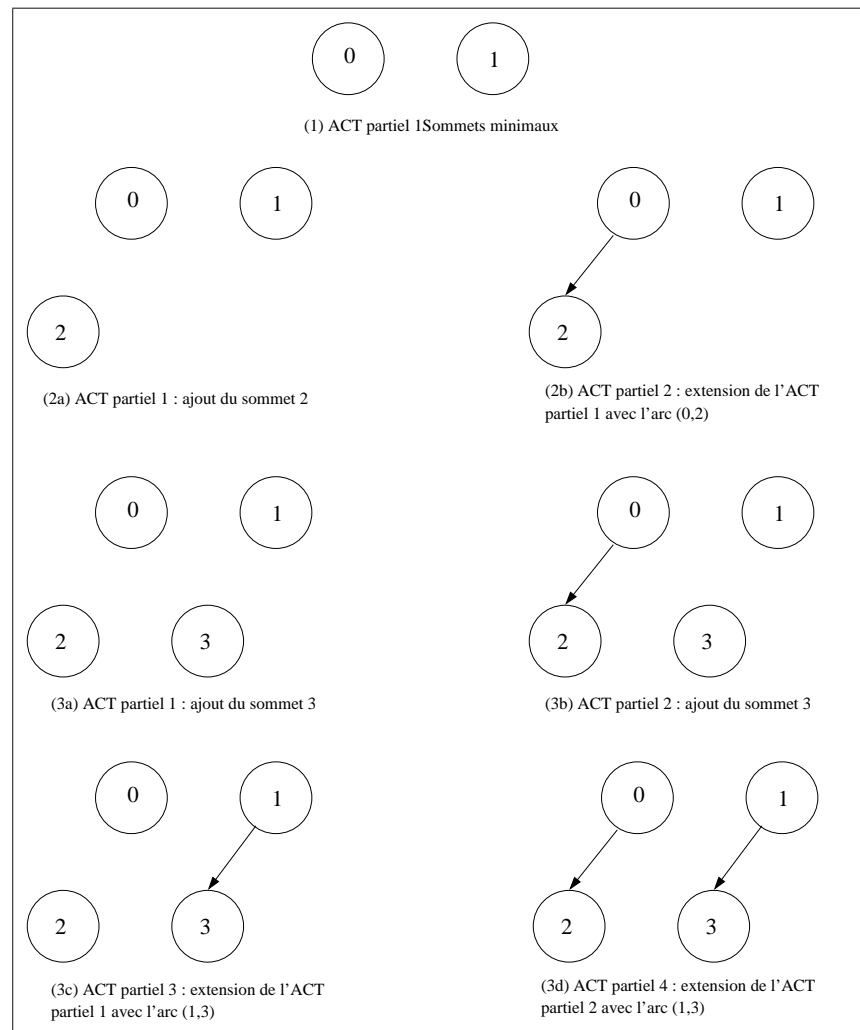


FIG. 6.2: Les trois premières étapes de l'AEE appliqué au DAG de la figure 6.1

6.1.2 Un algorithme de parcours en largeur

L'algorithme de parcours en largeur, proposé ici, cherche récursivement la solution optimale (Chevrier *et al.*, 2006a). Contrairement au précédent algorithme qui énumérait exhaustivement les ACT du DAG proposé, nous nous contentons dans ce cas de mémoriser le meilleur ACT trouvé, compte tenu d'un ensemble de critères $K = \{k_i\}$ évalués dans une fonction de coût C .

En détails, les éléments intervenant dans l'algorithme explicités ci-après sont les suivants :

- $G(V, E)$: le DAG à parcourir avec $V = \{v_i\}$ l'ensemble des sommets v , E l'ensemble des arcs et $V_{min} \subset V$ l'ensemble des sommets minimaux ;
- $K = \{k_i\}$: l'ensemble des critères k intervenant dans l'évaluation d'un ACT ;
- α : l'ACT en cours à évaluer. α_i indique le numéro du véhicule desservant le sommet de rang i ;
- A : le meilleur ACT trouvé, initialisé avec $\forall i < |V| - 1, A_i \leftarrow i$ (i.e. un véhicule par demande), par défaut le meilleur ACT attribue un véhicule par demande ;
- \mathcal{A} : l'ensemble des meilleurs ACT s'il y en a plusieurs égaux ;
- $\Lambda = \{\lambda_i\}$: l'ensemble des véhicules disponibles ;
- $C : \alpha \times K \rightarrow c$: la fonction évaluant le coût c d'une solution α compte tenu de l'ensemble des critères K ;
- $g : \alpha \rightarrow \{0|1\}$: une fonction vérifiant que la solution α est cohérente (valeur 1, sinon 0).

L'algorithme $f(\alpha, i)$ ci-après consiste à attribuer le minimum de véhicules à l'ensemble des requêtes correspondant aux différents points du graphe (V). La contrainte dans cette attribution consiste à vérifier la validité des chemins empruntés par les véhicules à l'aide de la fonction g . Le coût d'une solution, à minimiser, est donné par la fonction C . Cet algorithme est mono-objectif.

Algorithme $f(\alpha, i)$

Si $i > |V| - 1$ **alors**

Si $C(\alpha, K, |V| - 1) < C(A, K, |V| - 1)$ **alors** # le coût de α est plus faible que celui de A

$A \leftarrow \alpha$ # α devient le nouvel ACT optimal

$\mathcal{A} = \{A\}$ # l'ensemble des ACT optimaux est réinitialisé à A

Si $C(\alpha, K, |V| - 1) = C(A, K, |V| - 1)$ **alors** # α et A ont des coûts équivalents

$A \leftarrow \alpha$ # α devient le nouvel ACT optimal

$\mathcal{A} = \mathcal{A} \cup \{A\}$ # on ajoute A à l'ensemble des ACT optimaux

Sinon

Pour λ de 1 à $|\Lambda|$ **faire** # on itère sur les véhicules disponibles

$\alpha_i \leftarrow \lambda$ # le sommet i de α est desservi par le véhicule λ

Si $g(\alpha, i) = 1$ **alors** # l'ACT α est-il cohérent ?

Si $C(\alpha, K, i) \leq C(A, K, i)$ **alors** $f(\alpha, i + 1)$ # si α est meilleur que A jusqu'au sommet i , on lance la récursion sur α à partir du sommet $i + 1$

Fait

L'application de l'algorithme au DAG D est décrite par l'exécution pas à pas dans le tableau 6.1. La fonction C indique dans ce cas le nombre de branches de l'ACT α (égal au nombre de véhicules requis par la solution), de telle sorte que l'algorithme minimise le nombre de véhicules nécessaires pour assurer une desserte optimale :

$$C : \alpha \times K \times i \rightarrow |\alpha|$$

Préalablement, certaines variables sont initialisées. Ainsi l'ensemble Λ comprend autant d'éléments qu'il y a de nœuds minimaux du graphe :

$$\forall v_{min} \in V_{min}, V_{min} \subset V, \Lambda = \Lambda \cup \{\lambda = v_{min}\}$$

$$\text{donc initialement } \Lambda = \{0, 1\}$$

L'ACT optimal A initial correspond à l'affectation d'un véhicule par requête :

$$A = ((0, 7); (1, 7); (2, 7); (3, 7); (4, 7); (5, 7); (6, 7))$$

Le premier sommet traité correspond au premier nœud non-minimal : $i = 2$

λ	i	Λ	α	$C(\alpha, i) \leq C(A, i)$
0	2	0,1	$((0,2,7);(1,7);(3,7);(4,7);(5,7);(6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
0	3	0,1	faux	
1	3	0,1	$((0,2,7);(1,3,7);(4,7);(5,7);(6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
0	4	0,1	faux	
1	4	0,1	faux	
		0,1,2	Ajout d'un véhicule : $\Lambda = \Lambda \cup \{2\}$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
2	4	0,1,2	$((0,2,7);(1,3,7);(4,7);(5,7);(6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
0	5	0,1,2	$((0,2,5,7);(1,3,7);(4,7);(6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
0	6	0,1,2	faux	
1	6	0,1,2	$((0,2,5,7);(1,3,6,7);(4,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
				$C(\alpha, i) < C(A, i) \Rightarrow A \leftarrow \alpha, \mathcal{A} = \{A\}$
2	6	0,1,2	$((0,2,5,7);(1,3,7);(4,6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
				$C(\alpha, i) < C(A, i) \Rightarrow A \leftarrow \alpha, \mathcal{A} = \mathcal{A} \cup \{A\}$
1	5	0,1,2	$((0,2,7);(1,3,5,7);(4,6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
0	6	0,1,2	faux	
1	6	0,1,2	faux	
2	6	0,1,2	$((0,2,5,7);(1,3,7);(4,6,7))$	oui : $f(\alpha, i + 1)$
				$C(\alpha, i) < C(A, i) \Rightarrow A \leftarrow \alpha, \mathcal{A} = \mathcal{A} \cup \{A\}$
2	5	0,1,2	faux	
2	3	0,1,2	faux	
2	2	0,1,2	faux	
				Terminé : $\mathcal{A} = \{((0,2,5,7);(1,3,6,7);(4,7));$ $((0,2,5,7);(1,3,7);(4,6,7)); ((0,2,5,7);(1,3,7);(4,6,7)) \}$

TAB. 6.1: Application de l'algorithme de parcours en largeur au DAG de la figure 6.1

6.1.3 Un algorithme génétique

Cette partie de la thèse a été réalisée avec le support de P. Chatonnay, Maître de Conférences à l'Université de Franche-Comté.

Suite au développement d'algorithmes exacts, nous nous sommes orientés vers une résolution bâtie sur un AG. Notre choix est motivé par l'existence de plusieurs avantages tels que :

- l'aspect multi-objectifs, c'est-à-dire la capacité de l'AG à optimiser plusieurs objectifs éventuellement antagonistes (dans le cadre de la monoconvergence, l'AG présenté agrège un ensemble d'objectifs) ;
- la génération de plusieurs solutions différentes équivalentes, offrant ainsi une plus grande marge de manœuvre aux AOT pour choisir les meilleures tournées ;
- l'efficacité des AG, qui se traduit notamment par leur capacité à produire de bonnes solutions dans un contexte de forte montée en charge de la demande.

Représentation de la solution et initialisation de la population

Le chromosome représentant l'ACT se traduit par un tableau unidimensionnel où chaque cellule (gène) correspond à un point de ramassage (« *pickup* », pkp). La valeur du gène indique quant à elle le numéro du véhicule desservant le point. Les points de passage étant ordonnés selon leurs horaires, la séquence du chromosome (de gauche à droite) indique l'ordre de passage des véhicules aux différents arrêts.

Comme nous l'avons souligné précédemment, grâce au DAG dressé avec la convergence des flux, nous pouvons d'ores et déjà introduire les premières optimisations structurelles dans la représentation chromosomique. Comme un nœud minimal est nécessairement un point de départ d'une tournée, le numéro de ce point est identique au numéro du véhicule. Le tableau 6.2 reprend le problème de desserte que nous avons représenté auparavant, ainsi que deux ACT optimaux, pour lesquels nous indiquons leurs représentations chromosomiques. Les nœuds minimaux 0, 1 du graphe $G(V, E)$ de la figure 6.2 sont desservis par les véhicules 0, 1. Comme il y a, au plus, autant de véhicules que de points de ramassage, nous affectons aux derniers gènes des valeurs aléatoires comprises entre 0 et $n = |V|$: $0 \leq \omega \leq n$

Ainsi, avec n points de ramassage et n_{min} points minimaux ($n_{min} < n$),

$$\forall i \leq n, \text{gène}_i = \begin{cases} i & \text{si } i \leq n_{min} \\ \omega \in [0; n] & \text{si } i > n_{min} \end{cases}$$

	0 : 2 → 5 → 7 → / 1 : 3 → 4 → 5 → 6 → 7 → / 2 : 5 → 7 → / 3 : 5 → 6 → 7 → / 4 : 6 → 7 → / 5 : 7 → / 6 : 7 → / 7 : /	g_0 g_1 g_0 g_2 g_1 g_0 g_3
	((0,2,7);(1,3,6,7);(4,7);(5,7))	0 1 0 1 2 3 1
	((0,2,5,7);(1,3,6,7);(4,7))	0 1 0 1 2 0 1

TAB. 6.2: Un DAG à 8 nœuds et deux ACT : le DAG est défini par ses listes d'adjacences et on lui associe une représentation chromosomique

De plus, la convergence étant intrinsèquement connue, il n'est pas nécessaire d'indiquer le nœud 8 sur le chromosome. Nous pouvons donc faire l'économie de ce gène sur la représentation. Cette seconde optimisation structurelle due à un caractère géographique contribue à accélérer l'optimisation. Cela est d'autant plus vrai dans le cas particulier de monoconvergence à plusieurs dessertes, où nous pouvons dans ce cas économiser plusieurs gènes sur la représentation.

Évaluation

Avant de sélectionner les individus qui vont être croisés, ceux-ci sont dans un premier temps évalués à l'aide d'une fonction « objectif » Φ (*fitness function*) qui attribue un score φ_i à chaque individu i . C'est à ce niveau que les capacités k_λ des véhicules $\lambda \in \Lambda$ sont prises en compte.

Bien que le problème soit multi-objectifs, nous considérons le problème comme un agrégat d'objectifs, en sommant les différents scores obtenus sur chacun des objectifs, que nous maximisons. Ainsi le chromosome ζ a pour fitness :

$$\varphi_{\zeta} = \Phi(\zeta) = \varphi_1 + \varphi_2$$

Cette approche a été retenue dans ces premiers développements. Elle est complétée par la suite par une approche multi-critères avec front de Pareto.

Les objectifs φ_1, φ_2 sont définis ainsi (par ordre d'importance) :

1. φ_1 : minimiser le nombre de véhicules $\lambda \in \Lambda$ (ou indirectement maximiser les taux de remplissage ou encore maximiser le nombre de sommets traversés par le véhicule λ) : $\max \frac{1}{|\Lambda|}$.
2. φ_2 : minimiser les temps des courses t_j (*maximiser l'inverse*) : $\forall j \leq |\Lambda|, \max \frac{1}{\sum t_j}$;

Comme les objectifs sont agrégés, nous sommions les deux scores précédents pour affecter un *fitness* φ_{ζ} à l'individu ζ . Néanmoins, ces deux scores ne sont pas comparables, d'où l'importance de se réorienter ensuite vers une approche multi-objectifs.

De plus les objectifs sont sujets aux contraintes suivantes :

- le trajet $x^* \rightarrow y^*$ est possible si et seulement si l'arc $\langle x^* y^* \rangle$ existe ;
- les trajets $x^* \rightarrow y^*$ sont cohérents en temps : $h_{x^*} + t_{x^* \rightarrow y^*} \leq h_{y^*}$;
- les temps de parcours t_j (un parcours par véhicule λ) sont inférieurs à une durée t_{max} : $\forall j \leq |\Lambda|, t_j \leq t_{max}$;
- les véhicules sont en nombre limité et ont des capacités fixes en termes de places assises.

Sélection

Nous optons ici pour la méthode avec « roulette des scores » (*the score wheel method*) qui choisit aléatoirement un chromosome parmi la population. Cependant, un chromosome a une probabilité d'être choisi relative à son score, plus celui-ci est élevé, plus sa chance d'apparition lors de la sélection est importante.

Croisement

Le croisement est une application de : $C \times C \rightarrow C \times C$ permettant de brasser la population. Il s'effectue sur des paires de chromosomes choisis durant la phase antérieure

de sélection et consiste à reproduire les chromosomes des parents et à échanger des séquences des chromosomes, produisant ainsi de nouveaux individus au patrimoine génétique brassé.

Parmi les très nombreuses méthodes de croisement, nous optons pour le croisement à deux points. La méthode consiste à choisir deux points de croisement p, q aléatoirement sur des chromosomes de taille l , $p < q < l$, et les séquences (pq) sont échangées pour créer les enfants de taille l (cf. fig 6.3).

De plus, comme les premières séquences des chromosomes sont identiques (i.e. les nœuds minimaux), il n'est pas utile d'opérer un croisement à partir de ces sous-séquences communes. Notons g_c le premier gène à partir duquel l'on peut opérer un croisement (après la sous-séquence commune). Nous échangeons donc des séquences de taille aléatoire entre g_c et le dernier gène des chromosomes : $g_c \leq p$.

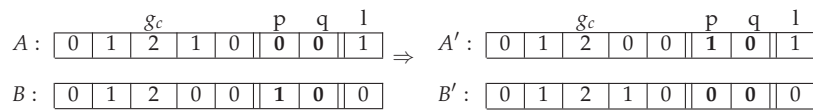


FIG. 6.3: Croisement à deux points

Mutation

La mutation est une application de $C \rightarrow C$, visant à introduire de la diversité dans le patrimoine génétique d'une population, et éventuellement à dégager de nouvelles solutions qui auraient été laissées de côté lors de la recherche itérative.

Bien que le croisement à deux points soit suffisant pour faire converger une population vers un ensemble de solutions sub-optimales voire optimales, nous pouvons utiliser la mutation pour accélérer la recherche de bonnes solutions et faire converger la population vers les puits locaux de solutions optimisées.

L'opérateur de mutation orienté convergent (Chevrier *et al.*, 2006b) procède de la manière suivante. Comme nous souhaitons minimiser le nombre de véhicules présents dans la solution (n_v), il suffit d'exploiter l'opérateur « modulo » (donnant le reste d'une division euclidienne) pour maintenir ou mieux, réduire le nombre de véhicules. Un gène est choisi aléatoirement et sa valeur est sommée à une valeur entière aléatoire ω , on applique *modulo* n_v sur cette nouvelle valeur (g'_i) pour la diminuer (ou la maintenir

le cas échéant) :

$$\forall i, g_c \leq i \leq |C|, g'_i = (g_i + \omega) \text{ modulo } n_v$$

Dans l'exemple de la figure 6.4, le gène en position 3 est choisi au hasard, et on lui ajoute une valeur aléatoire $\omega = 5$. Sur ce chromosome, nous dénotons la présence de quatre véhicules nécessaires ($n_v = 4$). Donc la mutation agit en produisant le gène muté g'_3 :

$$g'_3 = (g_3 + \omega) \text{ modulo } n_v \quad (6.1)$$

$$g'_3 = (2 + 5) \text{ modulo } 4 \quad (6.2)$$

$$g'_3 = 3 \quad (6.3)$$

Suite à cette mutation, il n'y a plus que trois véhicules (allèles 0,1,3). Si l'on minimise les allèles de telle sorte que les valeurs des gènes constituent un ensemble « continu » (ici l'allèle 3 devient 2 pour qu'il n'y ait plus que les allèles contigus 0,1,2), le chromosome muté est équivalent à celui correspondant à l'ACT₂, qui est minimal (fig. 6.5).

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 2 & 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 3 & 1 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

FIG. 6.4: Exemple de mutation : passage de 4 à 3 véhicules

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 3 & 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 2 & 1 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

FIG. 6.5: Minimisation des allèles

Génération de la nouvelle population

Une fois la mutation effectuée, nous sommes presque au terme de l'itération i de l'algorithme génétique canonique, il reste maintenant à générer la population \mathcal{P}_{i+1} à partir de la population \mathcal{P} augmentée de sa descendance \mathcal{E} , ses enfants.

Diverses politiques de renouvellement de la population existent, simple ou élitiste. Dans le cas d'un renouvellement de population simple, seuls les enfants générés constituent la nouvelle population. Cependant, dans le cas d'un renouvellement élitiste comme celui appliqué dans notre méthode, les chromosomes enfants sont ajoutés à la population temporaire elle-même déjà constituée des parents. Tous ces individus sont évalués

et classés selon leur score. Seuls les n meilleurs chromosomes sont conservés, pour revenir à la taille de population initiale à n individus.

Critiques de la méthode

Restreignant l'évaluation d'une solution à la maximisation d'un agrégat d'objectifs, nous pouvons craindre une convergence des solutions vers des puits locaux de solutions et que l'AG occulte des solutions optimales. La seule alternative pour en sortir consiste à augmenter la probabilité de mutation (Goldberg, 1989) comme nous le montrons dans le chapitre 7, lors des simulations réalisées.

6.2 Le cas du TAD en multiconvergence

Pour assurer un service de TAD en convergence multiple, nous ne développons pas d'approches exactes, trop lentes face à la complexité et à la montée en charge des demandes. Toutefois, nous poursuivons dans la lignée des approches métaheuristiques et à cette fin nous faisons évoluer notre AG d'une version élitiste à agrégat d'objectifs vers un AG élitiste avec approche Pareto, de type NSGA-II, et ce, pour plusieurs raisons :

- dans un contexte opérationnel, nous avons besoin de bonnes solutions rapidement et NSGA-II est pourvu d'une méthode de tri particulièrement rapide (d'une complexité totale de $O(mN^2)$);
- l'approche Pareto permet d'explorer complètement l'ensemble des solutions et d'éviter le cantonnement à un puits local de solutions.

6.2.1 Utilisation de NSGA-II

La fonction d'évaluation Φ de notre algorithme tend à minimiser quatre objectifs, respectivement quatre valeurs $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ (plus le score est faible, meilleur il est) :

- maximiser le nombre de points desservis n_d (sous contrainte de la validité des chemins) : $\varphi_1 = -\frac{n_d}{n_p}$ (n_p est le nombre de points à desservir), la meilleure valeur est $\varphi_1 = -1$, indiquant que tous les points sont desservis. Si cette valeur n'est pas atteinte, la solution est fautive. Cet objectif est également une contrainte (obligation de service);
- minimiser le nombre de véhicules utilisés (ensemble Λ) : $\varphi_2 = |\Lambda|$;

- minimiser les temps de parcours t_λ de chaque véhicule λ . La valuation de cet objectif φ_3 est réalisée à l'aide de la moyenne généralisée de Hölder étudiée dans la section 6.2.2 ;
- minimiser les retards D_λ de chaque véhicule λ éventuellement accumulés à chaque requête. Pour ce faire, nous intégrons la distance de Minkowski (section 6.2.3) dans la réduction de ces retards.

Nous utilisons une flotte hétérogène de véhicules légers (5 et 8 places) comme dans le cadre d'un véritable TAD. La taille des véhicules a certes un lien direct avec le nombre de véhicules à utiliser, mais aussi avec les temps de parcours. En effet, la maximisation des taux de remplissage est liée à la minimisation du nombre de véhicules à utiliser et impacte fortement les temps de parcours.

Ainsi les objectifs φ énoncés sont sujets aux contraintes $\Psi = (\psi_1, \psi_2, \psi_3)$ suivantes :

- ψ_1 : le nombre de véhicules $n_\lambda, \lambda \in \Lambda$ est limité : $n_\lambda = |\Lambda|$;
- ψ_2 : les capacités k_λ des véhicules $\lambda, k_\lambda \in K$;
- ψ_3 : le nombre de places restantes (i.e. cela permet de maximiser les taux de remplissage).

Quatre objectifs impliquent l'utilisation de quatre axes pour représenter l'espace de solutions \mathcal{E} . Néanmoins, une solution juste implique nécessairement $\varphi_1 = -1$, la solution étant fautive le cas échéant. Si l'on restreint l'analyse et la comparaison des solutions à celles étant valides, on peut réduire à trois dimensions l'espace de solutions \mathcal{E} , caractérisé par les objectifs $\varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ (respectivement les véhicules, les temps de parcours et les retards).

Les solutions ainsi obtenues (et valides) se répartissent sur un front de Pareto s'étendant sur trois axes (fig. 6.6 véhicules, temps, retards).

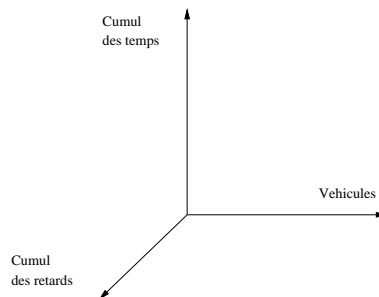


FIG. 6.6: Mise en concurrence des objectifs d'optimisation : véhicules/temps/retards.

6.2.2 Intégration de la moyenne généralisée dans la minimisation du temps

La moyenne généralisée de Hölder (*power mean* ou *generalized mean*) généralise les calculs de moyenne (Bullen, 2003) et établit pour un ensemble de valeurs $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ la moyenne \bar{X}_q :

$$\bar{X}_q = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^q \right)^{\frac{1}{q}}, i, n \in \mathbb{N}, q \in \mathbb{R}$$

À travers cette abstraction l'on retrouve les cas particuliers de moyennes définies ainsi :

$$\text{moyenne arithmétique} : \bar{X}_{q=1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\text{moyenne quadratique} : \bar{X}_{q=2} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\text{moyenne harmonique} : \bar{X}_{q=-1} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i}}$$

$$\text{moyenne géométrique} : \bar{X}_{q \rightarrow 0} = \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}}$$

$$\text{maximum} : \bar{X}_{q \rightarrow \infty} = \max(x_i)$$

$$\text{minimum} : \bar{X}_{q \rightarrow -\infty} = \min(x_i)$$

La moyenne géométrique était déjà connue et étudiée des Grecs durant l'Antiquité. La notion *géométrique* de la moyenne éponyme vient de la volonté des mathématiciens grecs à résoudre le problème suivant : trouver un carré (côté c) dont la surface est égale à celle d'un rectangle (côtés a, b) (Bullen, 2003). Dans ce cas, $c = \sqrt{ab}$ est la moyenne géométrique de a et b .

Par ailleurs, la moyenne harmonique est également un héritage grec et plus particulièrement des Pythagoriciens, qui étaient en quête des proportions « idéales », notamment en musique (Dahan-Dalmedico et Peiffer, 1986) :

$\frac{c}{a} = \frac{h}{d}$ avec $a = \frac{c+d}{2}$, la moyenne arithmétique et $h = \frac{2cd}{c+d}$, la moyenne harmonique.

Des exemples d'application de ces moyennes sont donnés dans (Wilf, 1985), où l'auteur présente notamment l'intérêt des différentes moyennes à évaluer les complexités des algorithmes.

Généralement, la technique utilisée en recherche opérationnelle pour réduire les temps de parcours consiste à minimiser la somme des temps. Par analogie, cette somme correspond à la moyenne arithmétique à un facteur $\frac{1}{n}$ près, n correspondant au nombre de véhicules utilisés (cf. état de l'art sur le DARP de Cordeau et Laporte, 2007).

Dans le cadre de cette thèse, nous effectuons des comparaisons sur l'influence des moyennes arithmétique, géométrique et harmonique sur la minimisation des temps de parcours. Les résultats des simulations sont présentés dans le chapitre 8.

6.2.3 Intégration de la norme L_p dans la minimisation des retards

Dans l'optique de réduire les retards dus aux détours nombreux et aux fenêtres de temps offrant de la souplesse et la flexibilité dans la desserte, nous utilisons la norme L_p , également connue comme distance de Minkowski utilisée notamment dans les sciences statistiques ou en géographie pour localiser les centres optimaux (problèmes de « *location/p-allocation* ») (Labbé *et al.*, 1995; Thomas, 2002).

Norme L_p ou distance de Minkowski

À la base de la norme L_p se trouve l'inégalité triangulaire de Minkowski, qui établit que dans un espace vectoriel à p dimensions :

$$\|x + y\|^p \geq \|x\|^p + \|y\|^p$$

Cette inégalité est à la base du calcul de la distance de Minkowski ou norme L_p qui tend à minimiser les distances par rapport à une valeur centrale x_c .

Ainsi la norme $L_{p,p \in [1, +\infty[}$ appliquée à la distribution de points $X = (x_0, \dots, x_n)$ se définit comme suit :

$$\|X_p\| = \left(\sum_{i=0}^n |x_i - x_c|^p \right)^{\frac{1}{p}}, p \in [1, +\infty[$$

Dans le cas de la norme $p \rightarrow \infty$, il s'agit de borner la limite de la fonction norme :

$$||X_\infty|| = \max(|x_i - x_c|)$$

Rapportée à la géographie urbaine, la distance de Minkowski permet de choisir une norme adéquate (selon p) pour mesurer les plus courtes distances entre deux points dans des villes aux configurations différentes. Si l'on considère une ville nord-américaine, dont le maillage est une structure carroyée régulière (figure 6.7), une distance entre deux points ne peut être mesurée à vol d'oiseau mais correspond à la somme des côtés des carrés longés. C'est la distance de Manhattan qui correspond à la norme L_1 . La distance AB ($A(x_A, y_A), B(x_B, y_B)$) dans le plan de Manhattan correspond à :

$$AB = |x_B - x_A| + |y_B - y_A|$$

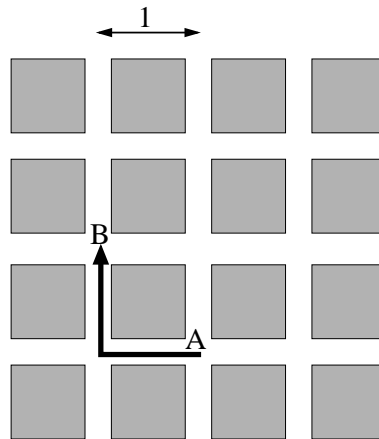


FIG. 6.7: Norme L_1 ou distance de Manhattan : la distance AB à la norme L_1 correspond à la somme des côtés du carré, $AB_1 = 2$

Par contre sur une surface plane sans obstacle, la plus courte distance AB est une droite correspondant à la distance euclidienne (cf. fig. 6.8(b)), c'est-à-dire la norme L_2 :

$$AB_2 = \left((x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Le choix de la norme a un impact direct sur la valeur centrale et trouver la norme la plus robuste a pour conséquence de « modifier » les distances. On peut par exemple envisager une norme $L_{1.5}$ (cf. fig. 6.8(a)), intermédiaire aux normes L_1 et L_2 .

Les normes L_p interviennent dans la localisation des centres. La norme L_1 correspond à une approche médiane de type barycentrique, tandis que la norme L_2 corres-

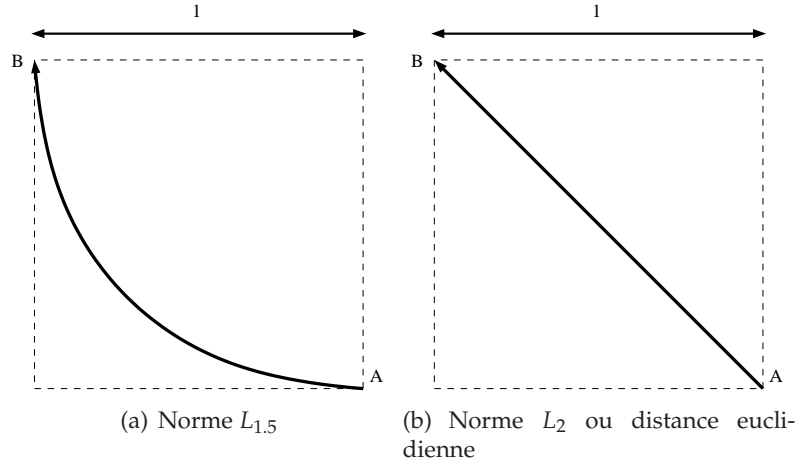


FIG. 6.8: Norme $L_{1.5}$ et norme L_2 : la distance AB à la norme $L_{1.5}$ vaut $AB_{1.5} \simeq 1.5874$, tandis que la distance AB à la norme L_2 correspond à la distance à vol d'oiseau, $AB_2 = \sqrt{2}$

pond à une approche moyenne.

Notre analyse se limite aux normes L_1, L_2, L_∞ . L'interprétation géographique et économique de ces trois normes souligne pour chacune des objectifs socio-économiques différents. La norme L_1 transcrit l'*efficacité*, la norme L_∞ traduit l'*équité* (Beguin, 1989). La norme L_2 traduit quant à elle une certaine forme d'*égalité* (Josselin, 2008).

Application au TAD

Dans notre application au TAD, nous utilisons une analogie à la norme L_p . En effet, le centre x_c n'est pas matérialisé par une valeur unique ou un centre géométrique ou géographique avec ses coordonnées dans un espace multidimensionnel. Ainsi, nous considérons l'écart au temps le plus court. Notons d le retard observé à un point de passage. Ce retard correspond à l'écart entre le temps théorique de parcours (t_{theo}) et le temps effectivement observé (t_{obs}) :

$$d = \begin{cases} t_{obs} - t_{theo} & \text{si } t_{obs} - t_{theo} > 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous évaluons ici l'objectif φ_4 selon trois normes (avec n_λ le nombre de retards observés pour le véhicule λ) :

$$- L_1 : \varphi_4 = \sum_{i=0}^{n_\lambda} d_i ;$$

- $L_2 : \varphi_4 = \sqrt{\sum_{i=0}^{n_\lambda} d_i^2}$;
- $L_\infty : \varphi_4 = \max(d_i)$.

Il est intéressant de noter que les normes les plus utilisées dans les problèmes d'optimisation des transport sont les normes L_1 et L_∞ (Chevrier et Josselin, 2008). Elles proposent des visions opposées de l'objectif d'optimisation, respectivement l'efficacité et l'équité. La norme L_2 , présentant une certaine forme d'égalité et correspondant géométriquement à une approche barycentrique de la position de la solution, reste moins usitée.

D'un point de vue pratique par rapport à notre recherche de l'optimum, notons que la valeur de p induit directement le poids respectif des valeurs dans la détermination de la solution. En effet, pour la norme L_1 , ce sont les points proches de la valeur centrale (logique d'efficacité) qui vont peser le plus sur la solution. En norme L_∞ , ce sont les points les plus éloignés (logique d'équité). La norme L_2 intermédiaire implique l'ensemble des points dans sa définition. Ces comportements ont une influence directe sur la forme des tournées, puisque les points deviennent des arrêts ou des adresses de demande de transport, et leur localisation par rapport aux tournées et aux autres requêtes va jouer sur la solution optimale, et donc, sur la répartition spatiale et l'organisation séquentielle des tournées des véhicules. En norme L_1 , on favorisera la création de tournées regroupant les passagers proches du paquet de requête. En norme L_∞ , on privilégiera les demandes éloignées, quitte à pénaliser les personnes proches des destinations ou les unes des autres. La norme L_2 prendra en compte toutes les demandes, mais avec des poids respectifs variables (dus au carré intervenant dans la distance euclidienne).

Conclusion

Au terme de ce chapitre, nous avons présenté les principales contributions algorithmiques de cette thèse. Ces algorithmes, au nombre de quatre, retracent l'évolution de notre pensée et du cheminement intellectuel qui nous a conduit à la méthode généralisée d'optimisation de TAD en multiconvergence.

D'abord centré sur la monoconvergence du TAD, nous développons un objet spécifique répondant à ce problème : l'arbre couvrant tentaculaire, dont les branches indiquent le nombre de véhicules requis ainsi que leurs chemins.

Cet objet donne lieu à trois algorithmes. Dans l'ordre, le premier est l'algorithme d'énumération exhaustive calculant l'ensemble exhaustif des ACT. Le deuxième algo-

rithme repousse les limites de calcul en s'intéressant uniquement à la recherche de solutions optimales avec un parcours en largeur. Suite à ces deux algorithmes exacts, nous développons un algorithme génétique qui optimise un agrégat d'objectifs et calcule des ensembles de bonnes solutions, éventuellement optimales.

Le développement de ces algorithmes conclut une première phase de recherche consacrée à la desserte d'un seul point ou zone (Chevrier *et al.*, 2008). La généralisation de la desserte à plusieurs points, la multiconvergence, donne lieu à un nouvel algorithme génétique basé sur NSGA-II pour optimiser concurremment plusieurs objectifs dans le cadre d'une approche Pareto.

L'évaluation des objectifs nous amène à nous questionner sur l'impact des différences d'optimisation sur les tournées produites. Autrement dit, si nous modifions l'évaluation d'un objectif, à quels changements dans l'exploration de l'espace des solutions allons-nous assister ? Le questionnement qui nous anime maintenant consiste à déterminer une relation entre l'optimisation et le territoire. Selon que l'espace est isotrope ou non, isomorphe ou non et que la répartition des demandes de transport est homogène ou hétérogène, nous nous demandons quel est l'impact de la moyenne généralisée de Hölder sur les temps de parcours, de la distance de Minkowski sur les retards.

Conclusion de la deuxième partie

Dans cette deuxième partie, nous avons exposé les différentes contributions proposées dans cette thèse. En premier lieu, nous avons montré comment bâtir le graphe de la desserte. À l'origine de cette construction se trouve la convergence des flux issue du caractère polarisé du territoire. En effet, la convergence (resp. divergence) est l'expression même des polarités qu'elles soient fixées (explicites) ou non (implicites). La figure 6.9 classe les différents problèmes de TAD en convergence traités dans cet ouvrage.

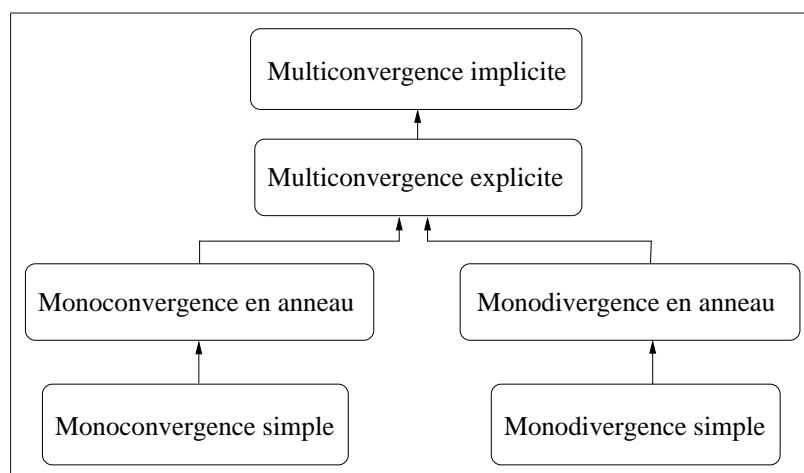


FIG. 6.9: Classification des problèmes de convergence

Le déploiement du graphe dans le cadre de la multiconvergence nous a conduit à développer une approche scalaire visant à concevoir préalablement un méta-graphe, super-structure du graphe final qui donne une vision macroscopique des flux et peut éventuellement nous aider dans l'avenir à prépositionner les véhicules en anticipant les demandes de transport. Toutefois, cette approche scalaire demeure pour l'instant un moyen d'élaguer le graphe de nombre détours coûteux.

À travers le chapitre 5, nous avons souhaité donner une vue d'ensemble des principales méthodes inspirées de la nature comme les réseaux de neurones ou les méta-heuristiques. À l'issue de ce panorama, nous explicitons plus longuement le fonction-

nement des algorithmes génétiques, retenus pour construire deux algorithmes pour le TAD, ainsi que de NSGA-II, une version élitiste multi-objectifs avec approche Pareto.

Pour chacun de ces problèmes, une ou plusieurs méthodes de résolution ont été développées. Les premières concernent la monoconvergence (resp. monodivergence) et son extension avec l'anneau. Deux d'entre elles sont exactes (énumération exhaustive et parcours en largeur) et une est génétique mono-objectif. Conscients des problèmes suscités par une approche mono-objectif, nous avons opté pour un algorithme génétique multi-objectifs avec une approche Pareto pour optimiser le TAD dans le cas de la multiconvergence.

Ce dernier algorithme basé sur NSGA-II optimise concurremment un ensemble d'objectifs. Parmi ceux-ci, la minimisation des temps de parcours et la réduction des retards peuvent être évaluées selon, respectivement, la moyenne généralisée de Hölder et la distance de Minkowski. Ces deux fonctions réagissent différemment selon les paramètres respectifs q et p . Ces différences nous invitent à nous interroger sur l'éventuel lien existant entre le territoire et les paramètres d'optimisation, et sur leur impact dans la formulation des tournées.

Troisième partie

Conception, développement et intégration

Introduction à la troisième partie

Nous basant sur le principe de convergence issue de la polarisation du territoire, nous disposons de plusieurs algorithmes capables de traiter plusieurs cas typiques de TAD. Trois algorithmes traitent la monoconvergence tandis que le dernier algorithme gère la multiconvergence.

Dans cette partie, nous allons tester et valider nos algorithmes grâce à un ensemble de simulations. Dans cette optique, nous générons des instances de tests issues de modèles gravitaires, de telle sorte qu'elles reflètent la réalité autant que possible. Sont ainsi produites des instances en monoconvergence et en multiconvergence (implicite et explicite). De plus, nous produisons également des instances totalement aléatoires pour observer les différences obtenues sur les résultats.

Dans le chapitre 7, nous décrivons la production des instances de tests, puis nous fournissons un ensemble de résultats concernant notamment les temps de calculs. Ceux-ci sont relevés et comparés pour les trois algorithmes traitant la monoconvergence. De la même manière, nous étudions les temps de calculs de l'AG en multiconvergence. En outre, nous fournissons une étude de la variation du taux de mutation dans les deux cas de convergence.

Dans le même chapitre, nous relatons les expérimentations réelles menées durant la thèse et exploitant les algorithmes développés, qui sont maintenant utilisés dans un contexte opérationnel. Cette exploitation a donné lieu à un transfert de technologies que nous relatons ici.

Le chapitre 8 s'intéresse à la question de l'impact des métriques dans l'optimisation. Cette étude, menée dans le cadre de la multiconvergence avec NSGA-II, relate les résultats obtenus sur des ensembles comparables de simulations en jouant sur la moyenne généralisée de Hölder et les normes L_p . Une analyse des répartitions des configurations de simulations est produite et analysée au regard des configurations de tests. Ces analyses sont effectuées dans deux cas, d'une part sur la recherche des solutions offrant

les meilleurs compromis et d'autre part sur la recherche des meilleures distributions (qualitativement).

Chapitre 7

Simulations, expérimentations et valorisation

Sommaire

7.1	Utilisation d'un modèle gravitaire pour générer des instances	146
7.1.1	Principe et contexte d'utilisation	146
7.1.2	Création d'instances en convergence simple	147
7.1.3	Création d'instances en convergences multiples	147
7.2	Résultats de simulations en monoconvergence	150
7.2.1	Analyse des temps de calcul	150
7.2.2	Étude de la mutation	152
7.3	Étude de résultats en multiconvergence	154
7.3.1	Évolution des temps de calcul	155
7.3.2	Variation du taux de mutation	155
7.3.3	Conclusion	158
7.4	Expérimentations	158
7.4.1	Le service « Modulobus-Noël »	158
7.4.2	Le service « Mod'Gen »	161
7.5	Conclusion	161

Introduction

Ce chapitre est consacré à l'application des méthodes d'optimisation décrites dans les chapitres précédents. Comme nous souhaitons d'une part, vérifier le rôle du territoire dans le processus d'optimisation, et simuler préalablement les services que nous déployons sur le territoire de la CAPM, nous proposons des modèles de génération d'instances de transport réalistes, construites sur des modèles gravitaires.

Ces modèles gravitaires nous permettent donc de générer des instances en mono-convergence ou en multiconvergence (implite ou explicite, cf. section 4.3), représentatives des différents services existants sur le marché ou à venir.

Par l'intermédiaire de ces instances réalistes, nous nous assurons d'abord de l'efficacité des méthodes et plus particulièrement des algorithmes génétiques développés. C'est-à-dire que nous vérifions leur capacité à fournir de bonnes solutions en des temps acceptables en dépit d'une forte montée en charge de la demande. Suite à cela, nous nous intéressons au rôle majeur que prend l'opérateur de mutation dans la convergence vers de bonnes solutions et dans l'amélioration de la qualité de celles-ci.

Suite à ces premiers tests, nous retraçons les expérimentations « Modulobus-Noël » menées en décembre 2006 et en décembre 2007 ainsi que le service « Mod'Gen » en cours, préfigurant le futur service « Modulobus » devant voir le jour à l'issue du projet ANR-Predit cosigné par les partenaires scientifiques et opérationnels.

7.1 Utilisation d'un modèle gravitaire pour générer des instances

7.1.1 Principe et contexte d'utilisation

En introduction à la convergence, nous avons mentionné l'existence de différents modèles expliquant le rôle de la centralité et de la polarité (chap. 3). Les flux de personnes peuvent être formalisés en partie par le modèle gravitaire, qui indique les flux potentiels entre deux entités spatiales pondérées par leurs populations. Ainsi, deux unités spatiales A et B de populations respectives P_A et P_B , distantes de d_{AB} verront un flux de personnes I_{AB} allant de A vers B exprimé de la manière suivante avec des paramètres α, β, γ (3.1.3) à ajuster pour se rapprocher de la réalité observée :

$$I_{AB} = K \frac{P_A^\alpha P_B^\beta}{d_{AB}^\gamma}$$

La formalisation des flux grâce au modèle gravitaire nous conduit à envisager des instances réalistes de TAD basées sur ledit modèle. Afin de valider nos algorithmes de TAD en convergence, nous avons besoin d'instances représentatives de la réalité observée sur le Pays de Montbéliard, notre objet d'application des méthodes.

7.1.2 Création d'instances en convergence simple

Il s'agit du cas où il n'existe qu'un seul point de desserte (gare, hôpital...), vers lequel converge l'ensemble des flux émis. Ce type de configuration est à l'origine des services tels que « Evolis-Gare » à Besançon, pour lesquels des algorithmes heuristiques sont développés. La copie d'écran Google Map de la figure 7.1 illustre une instance à 50 requêtes dont les destinations sont les mêmes et correspondent à une destination fixée, ici « l'Acropole » à Montbéliard.

Pour générer un ensemble de flux convergeant vers un point, nous utilisons une variante du modèle gravitaire, qui associe une probabilité d'émission à chaque unité spatiale, dépendant de la masse de cette dernière en terme de population. Ainsi la probabilité d'apparition p d'une requête en provenance de l'unité spatiale A vaut :

$$p(A) = \frac{P_A}{\sum_i P_i}$$

Dès lors que l'unité spatiale de provenance du flux est choisie, il reste à déterminer le point de départ de la requête. Celui-ci est tiré aléatoirement parmi les points compris dans l'unité spatiale.

Pour réaliser des instances de convergence vers un anneau (cf. 4.2.3), comme c'est le cas du service « Modulobus-Noël » testé en décembre 2006, nous utilisons le même modèle probabiliste, à la différence près que nous tirons aléatoirement et équiprobablement un des points compris sur l'anneau pour indiquer la destination de chaque requête respective.

Enfin, pour définir des voyages retours, des instances en divergence, nous prenons le même modèle en inversant simplement l'orientation des flux.

7.1.3 Création d'instances en convergences multiples

Convergences explicites

À l'instar de la convergence simple, les points de desserte sont clairement identifiés. Le service Mod'Gen à Montbéliard en est un parfait exemple, dans la mesure où il achemine des clients de tout le Pays de Montbéliard vers quelques lieux spécifiques comme le théâtre « L'Allan » ou la salle de concert « Le Palot » à Montbéliard, ou encore la salle de spectacle la « MALS » à Sochaux. La carte de la figure 7.2 présente un ensemble de 23 demandes concentrées sur les trois points de desserte mentionnés.

La seconde carte (b) représente un ensemble de flux sur une plage horaire de 18h à 19h avec des indices $\alpha = 1.0, \beta = 1.1$ pour les centres-villes de Montbéliard et Audincourt. Avec cette configuration, les unités spatiales concernées vont approximativement émettre autant qu'elles vont recevoir. Ainsi, la structure de la première instance, resserrée dans l'espace, est beaucoup plus compacte que ne l'est la seconde. En effet, dans la seconde instance, nous pouvons observer plusieurs flux marginaux comme celui de Grand-Charmont à Allenjoie (Nord-Est de la carte).

7.2 Résultats de simulations en monoconvergence

Les résultats présentés dans cette section sont obtenus en utilisant les algorithmes exacts et le premier algorithme génétique, tous trois présentés en section 6.1. Nous nous intéressons ici plus particulièrement aux temps de calcul des trois algorithmes pour lesquels nous livrons une analyse à fin opérationnelle, puis nous étudions l'intérêt de l'opérateur de mutation, construit sur l'opérateur *modulo*, pour faciliter la convergence vers de bonnes solutions.

7.2.1 Analyse des temps de calcul

Les résultats que nous étudions ici ont été obtenus en janvier 2006 sur un PC à 2.4GHz avec 1Go de mémoire vive.

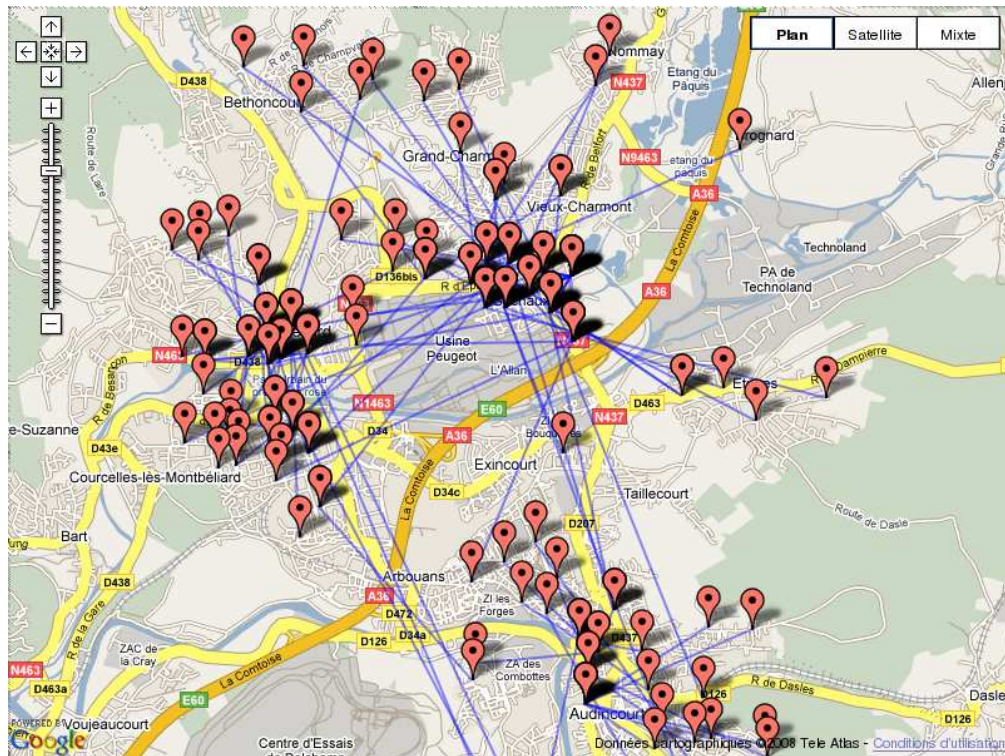
Pour le cas de la monoconvergence, nous calculons les ACT selon les trois algorithmes précédemment exposés au chapitre 6 :

- un algorithme d'énumération exhaustive (AEE) ;
- un algorithme de parcours en largeur (APL) ;
- un algorithme génétique (AG) mono-objectif, sommant plusieurs scores (cf. section 6.1.3), programmé avec la GALib (Wall, 1996).

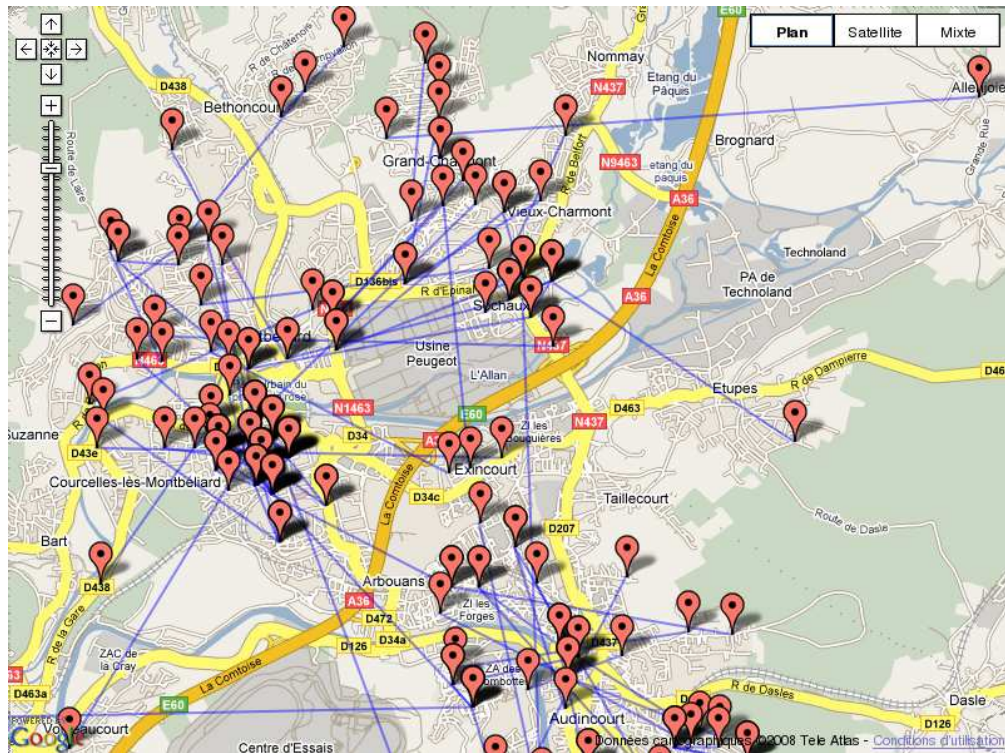
Les temps de calcul sont indiqués dans le tableau 7.1. L'AEE sature pour trouver une solution sur un DAG à plus de 16 sommets en raison de l'explosion combinatoire rencontrée. L'APL très économe en espace mémoire, requiert néanmoins des temps de calcul trop longs au delà de 23 sommets, pour les mêmes raisons que l'AEE. En effet, le nombre de solutions *a priori* optimales à analyser devient beaucoup trop grand.

L'AG quant à lui, résiste à la montée en charge des problèmes et continue à fournir de bonnes solutions pour des DAG à 200 sommets et plus. Pour un graphe convergent à 200 nœuds, l'AG a besoin de 1600 secondes de calcul, soit moins d'une demi-heure,

7.2. Résultats de simulations en monoconvergence



(a) Instance à 100 requêtes issue du modèle gravitaire 1



(b) Instance à 100 requêtes issue du modèle gravitaire 2

FIG. 7.3: Deux instances issues de modèles gravitaires

ce qui selon certaines définitions pourraient correspondre au «temps réel ». En effet, le CERTU¹ estime par exemple que le temps réel en TAD se situe à moins d’une demi-heure pour une chaîne opérationnelle de la réservation du client jusqu’à sa prise en charge effective, cette chaîne incluant bien sûr les vérifications de faisabilité, l’optimisation et la confirmation au client.

Nombre de sommets	Nombre d’arcs	Temps CPU AEE	Temps CPU APP	Temps CPU AG
8	18	0	0	4.56
12	41	0.01	0.01	5.56
13	44	0.04	0.02	5.82
14	54	0.31	0.12	6.21
16	73	8.17	2.15	6.64
23	176	-	950.65	10.74
25	247	-	-	11.79
30	391	-	-	15.35
40	743	-	-	27.65
50	1156	-	-	65.88
60	1693	-	-	90.71
70	2305	-	-	116.94
80	3011	-	-	161.06
90	3821	-	-	215.83
100	4825	-	-	268.98
200	19569	-	-	1602.02

TAB. 7.1: Temps de calculs des ACT

7.2.2 Étude de la mutation

La figure 7.4 présente la capacité de l’opérateur de mutation à diversifier les individus au sein de la population, i.e. à limiter les redondances des bonnes solutions qui pourraient par trop s’imposer dans l’ensemble des solutions. Cette diversification est facilement atteinte avec des taux de mutation entre 0.1 et 0.2.

Si l’on s’intéresse à la propriété de convergence de l’opérateur de mutation (section 6.1.3), la figure 7.5 indique l’efficacité de cet opérateur qui contribue à accélérer l’obtention d’une bonne solution. Une bonne solution consiste à satisfaire tous les clients (obligation de service), à réduire le nombre de véhicules (objectif économique), à minimiser les temps de parcours (objectif économique et environnemental).

Cette efficacité est obtenue en effet avec des taux de mutation $m \geq 0.1$. Notons que plus l’instance du problème à résoudre est grande, plus il faut augmenter la mutation pour obtenir une solution optimale dans le même laps de générations.

¹Centre d’Études sur les Réseaux de Transport et l’Urbanisme

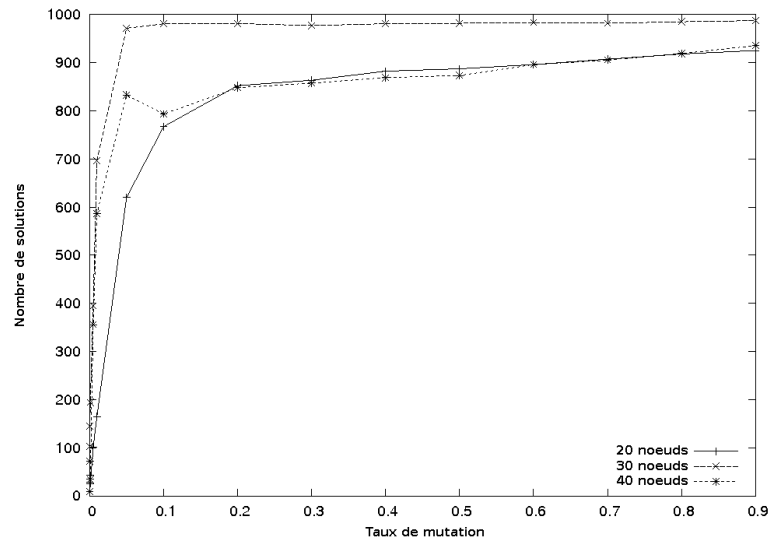


FIG. 7.4: Impact de la mutation sur la variété de solutions

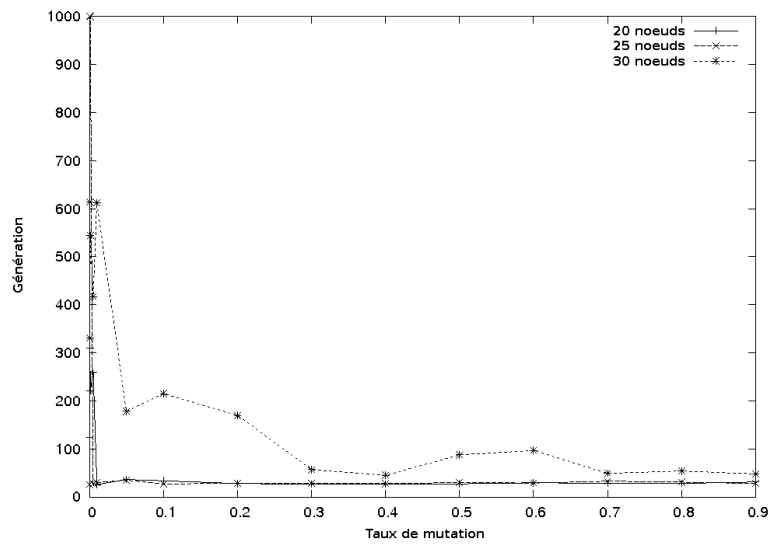


FIG. 7.5: Impact de la mutation sur la rapidité d'obtention d'une solution efficace

7.3 Étude de résultats en multiconvergence

Nous n'avons recours ici qu'à l'algorithme génétique, pour les raisons évoquées précédemment. Les résultats étudiés dans cette section sont les fruits d'une analyse croisée de différentes configurations d'optimisation. Les graphes des dessertes sont bâtis avec une relaxation $k = 1.5$ et des fenêtres de temps $w = 0.2$. Pour chaque instance, trois graphes sont construits selon les trois unités spatiales à notre disposition. Le moteur d'optimisation est l'algorithme génétique décrit en section 6.2, pour lequel nous retenons un taux de croisement $c = 0.9$ et un taux de mutation $m = 0.5$.

La carte de la figure 7.6 représente une solution de TAD aux demandes de la figure 7.3(a). Les tournées nécessitent 24 véhicules et la solution est issue d'une optimisation utilisant la moyenne harmonique couplée à la norme L_1 .

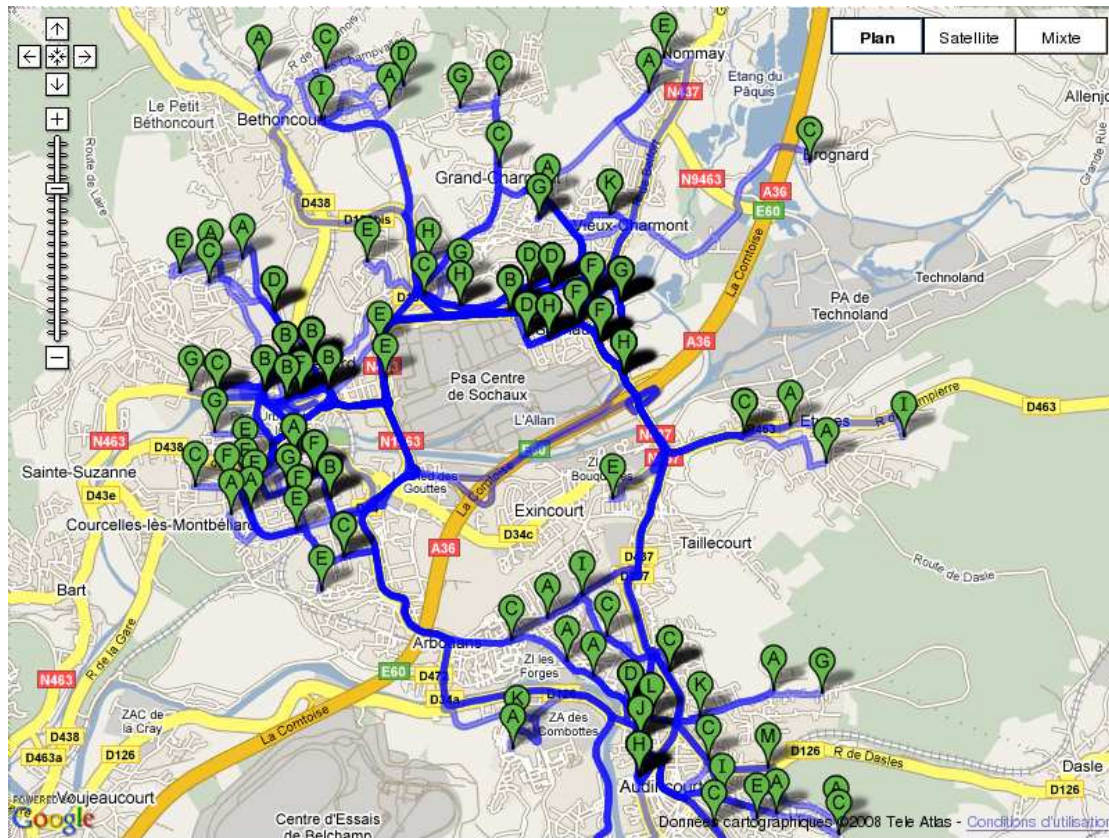


FIG. 7.6: Une solution au TAD figuré sur la carte 7.3(a)

7.3.1 Évolution des temps de calcul

Pour réaliser la courbe d'évolution des temps de calcul, nous utilisons une population de 200 individus évoluant sur 20 000 générations. L'AG est appliqué sur des instances à $n=\{25,50,75,100,200\}$ sommets. L'évolution des temps de calcul indiquée sur la figure 7.7 est quasiment linéaire et liée à la taille de l'instance, comme nous l'observons jusqu'à 200 requêtes. Cela montre une bonne gestion de la complexité par notre algorithme.

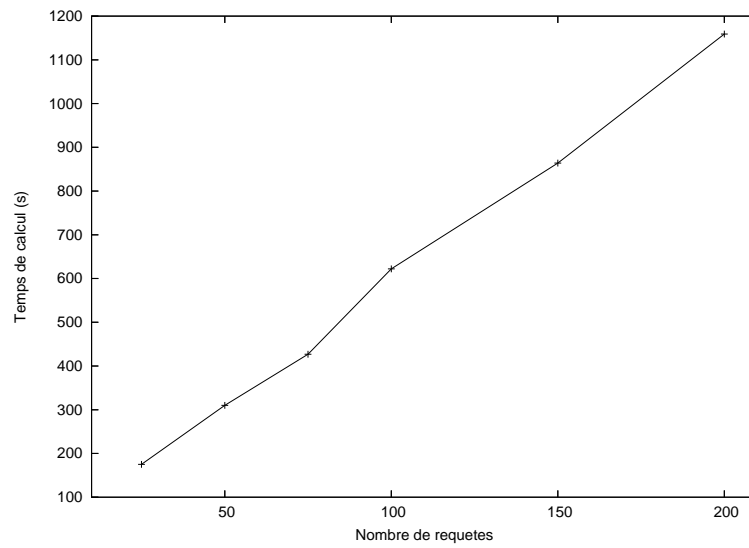


FIG. 7.7: Évolution des temps de calcul avec NSGA-II sur des instances à $n=\{25,50,75,100,200\}$ sommets.

7.3.2 Variation du taux de mutation

À l'instar de la monoconvergence, nous étudions l'impact de la hausse du taux de mutation m . Les résultats sont produits sur une même instance à 100 requêtes (fig. 7.8) dont les flux sont basés sur un modèle gravitaire centralisant Montbéliard, Audincourt et Sochaux².

Pour chaque configuration d'optimisation, nous appliquons une mutation m croissante de 0.0 à 0.9. D'emblée, pour une mutation nulle, nous observons la piètre qualité des résultats obtenus : temps de parcours élevés avec beaucoup de véhicules.

²La table des coefficients α, β de chaque IRIS de la CAPM figure dans le tableau C.1.

Cependant, lorsque nous introduisons la mutation ($m = 0.1$), nous observons une amélioration significative des résultats, que ce soit pour minimiser les temps ou les retards.

Ensuite, en augmentant la mutation jusqu'à un intervalle $[0.5, 0.7]$, nous notons une amélioration progressive des résultats. Au-delà, les distributions des nuages de points observés semblent plus éclatées, avec des solutions moins performantes. La mutation semble avoir un rôle moins efficace au-delà d'une valeur seuil que l'on peut situer visuellement à $m = 0.7$, sur l'ensemble des distributions observées.

Pour l'ensemble des optimisations réalisées et analysées dans la suite de ce document, le taux de mutation est fixé à $m = 0.5$.

Concernant la diversité des solutions obtenues, nous constatons l'effet de l'approche Pareto qui « étire » les nuages de solutions entre les deux objectifs parfois contradictoires. Ainsi, nous disposons d'un ensemble conséquent de solutions alternatives, avec plus ou moins de véhicules, aux temps de parcours et aux retards différents. Ce constat est valable pour les quatre cas (fig. 7.8), quelles que soient les variables considérées et quelle que soit la moyenne utilisée.

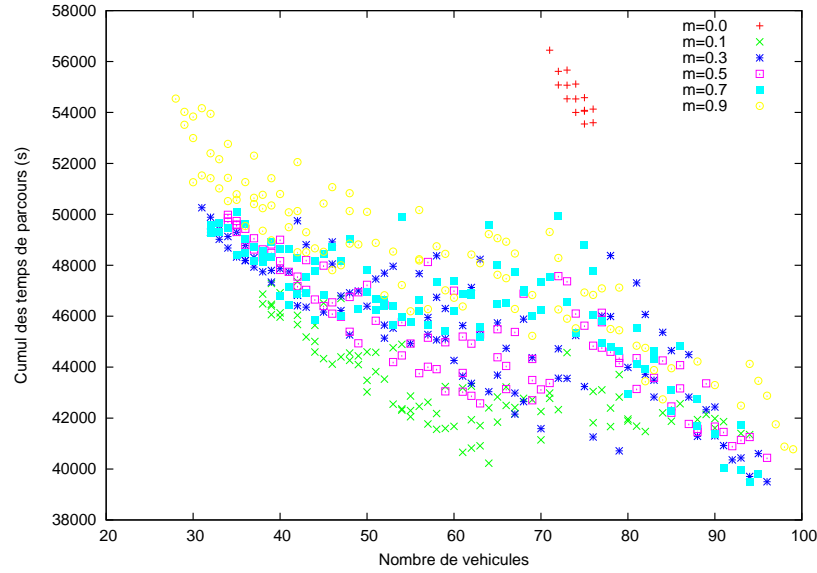
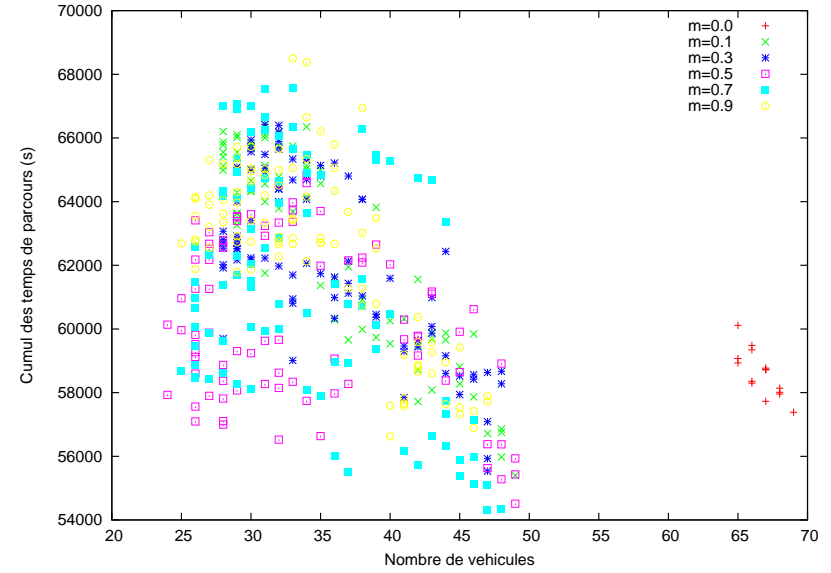
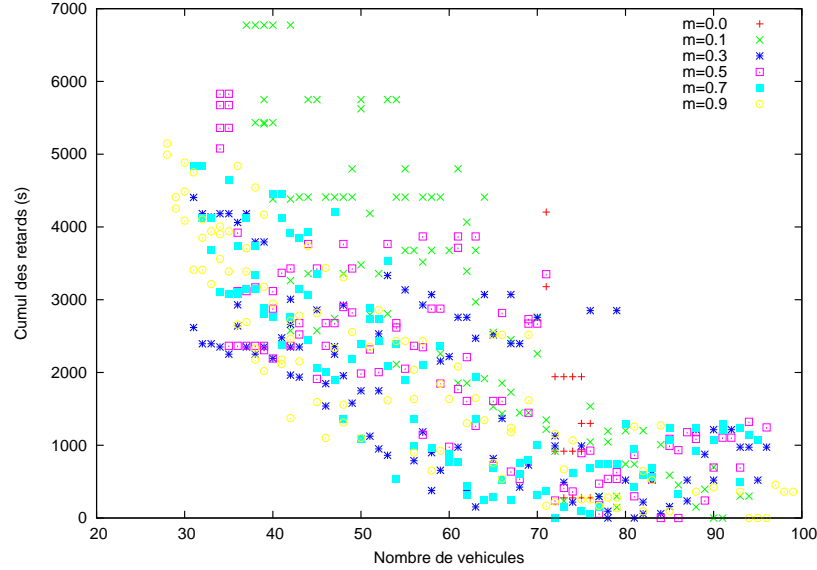
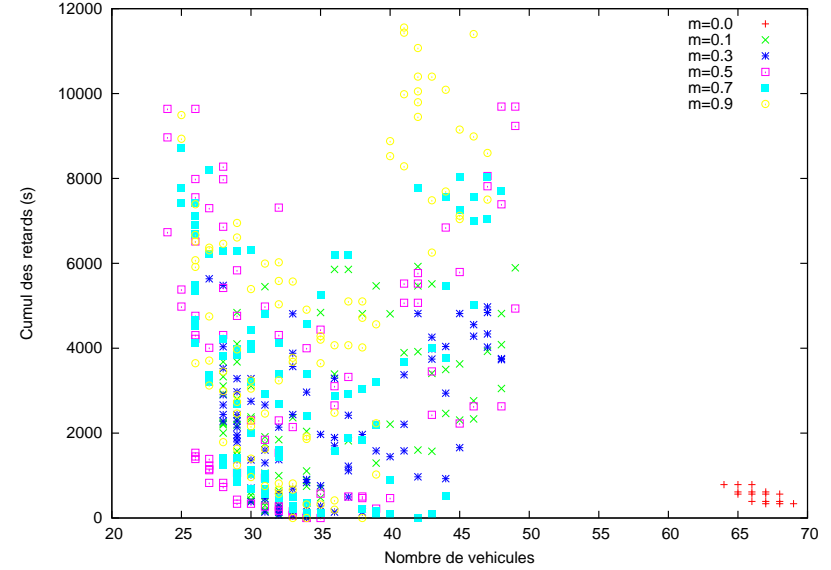
(a) Temps de parcours/Véhicules $M_1 \times L_1$ (b) Temps de parcours/Véhicules $M_{-1} \times L_1$ (c) Retards/Véhicules $M_1 \times L_1$ (d) Retards/Véhicules $M_{-1} \times L_1$

FIG. 7.8: Variation du taux de mutation m de 0.0 à 0.9 selon deux configurations $M_1 \times L_1, M_{-1} \times L_1$ (M_1 : moyenne arithmétique et M_{-1} : moyenne harmonique) sur une même instance à 100 requêtes issue d'un même modèle gravitaire.

7.3.3 Conclusion

La diversité des solutions est essentielle pour les AOT, qui requièrent de pouvoir choisir entre plusieurs offres. En définitive, il faut bien comprendre qu'une solution optimale peut être écartée au profit d'une autre, pour des raisons difficilement modélisables, comme un choix politique ou la forme d'une tournée par exemple. Pour cette raison, offrir une panoplie de solutions, en des temps acceptables, est un objectif essentiel et l'opérateur de mutation construit pour l'AG y contribue pour une bonne part.

7.4 Expérimentations

7.4.1 Le service « Modulobus-Noël »

Contexte

À l'origine du projet « Transport Innovant » dans lequel s'inscrit l'expérimentation narrée ici, se situe une demande sociale de la part de la Communauté d'Agglomération du Pays de Montbéliard (CAPM) pour étudier la faisabilité d'un TAD sur son territoire, le mettre en œuvre et le déployer.

Le site de Montbéliard se prête donc très bien à l'utilisation du principe de convergence des flux présenté précédemment. Cependant, avant de pourvoir ce site d'un TAD en multiconvergence, le commanditaire a souhaité une première expérimentation dans un cadre événementiel, à savoir la desserte du « Marché de Noël » de Montbéliard, ayant lieu chaque année durant tout le mois de décembre.

La CAPM a souhaité que les usagers accèdent au service depuis les arrêts de la Compagnie de Transport du Pays de Montbéliard et des arrêts supplémentaires géolocalisés par GPS pour l'occasion, mais non matérialisés sur le terrain, soit 529 points de ramassage au total.

Le Marché de Noël se situe en plein centre-ville montbéliardais, dont certaines rues sont fermées à la circulation les week-ends. Autour du centre-ville et le long du boulevard sont positionnés quatre arrêts (figure 7.9, arrêts Acropole, Etuve, René Thom, Place Ferrer). Deux arrêts sont situés au cœur de la ville (arrêts Pavés du Moulin, La Schliffe). Ces six arrêts consistent pour l'expérimentation les points de desserte en convergence du Marché de Noël et les points de départ pour les retours (divergence).

Dans un premier temps, le service de TAD, « Modulobus-Noël » n'a été proposé qu'à un échantillon de 400 personnes pour tester la faisabilité de l'offre, puis ouvert aux 127 000 habitants de la CAPM.

Modulobus-Noël, mis en place par les chercheurs du groupe TADvance et la société ProRentSoft fonctionna tous les dimanches de décembre 2006, de 9H à 21H en aller-retour (convergence/divergence). Pour effectuer les liaisons, cinq véhicules (trois de cinq places, deux de huit places) et cinq chauffeurs ont été sollicités. Ce service a permis de mettre en place et de tester une chaîne opérationnelle de gestion optimisée de TAD en convergence avec anneau, ayant recours à notre moteur d'optimisation basé sur un AG élitiste.

Méthodologie

Comme nous l'avons vu, les points de convergence sont les arrêts situés autour du Marché de Noël. Le sens de circulation étant unique, la zone de convergence est un anneau autour duquel les véhicules circulent (figure 7.9). Ceux-ci s'insèrent dans l'anneau par les points d'entrée constitués par les arrêts de desserte du Marché de Noël.

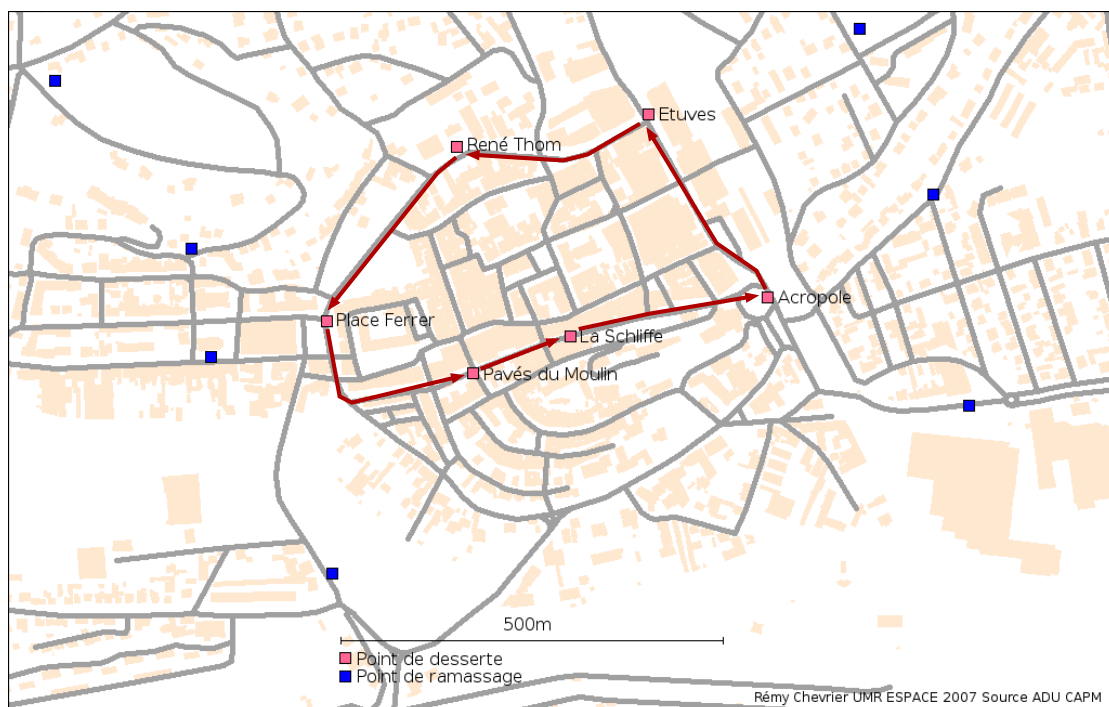


FIG. 7.9: Le centre-ville de Montbéliard et les six points de desserte

Les usagers potentiels pouvaient réserver leur trajet jusqu'à une demi-heure à l'avance. Cette réservation était faite soit sur Internet (visualisation des arrêts et des adresses sur Google Maps) soit par téléphone. Une confirmation de réservation *via* SMS leur était ensuite adressée peu de temps avant le démarrage de la course. Dans leur réservation (et ensuite également dans la confirmation de celle-ci) figurent les horaires définis par le prestataire, l'arrêt de ramassage et le nombre de personnes à transporter. L'horaire de prise en charge (h_i) est calculé par rapport à l'horaire de convergence (h_c avec un service toutes les heures) :

$$h_i = h_c - t_{i \rightarrow c}$$

Lorsqu'une réservation est effectuée, celle-ci est automatiquement enregistrée et indexée sur le serveur qui lance l'optimisation avec notre méthode génétique, en moyenne toutes les demi-heures. Quand arrive l'heure de démarrage de service, ces mêmes informations sont transmises au chauffeur du véhicule affecté à la course. Quant aux demandes effectuées alors que le service a déjà commencé, elles sont reçues ou alors reportées si (respectivement) une requête adressée à la base de données vient confirmer ou infirmer la possibilité de la prise en charge (indisponibilité ou saturation des véhicules).

Résultats de l'expérimentation

Effectuée sur quatre dimanches, l'expérimentation totalise plus de 120 passagers, toute course confondue. Une enquête a montré la très forte satisfaction du public quant à ce type de service et à la nouvelle mobilité qu'il offre. Le taux de remplissage moyen est de plus de 4, ce qui est exceptionnel.

Cependant, en dépit de la très forte réactivité de notre système, les individus conservent une tendance à se regrouper naturellement, en raison des habitudes prises avec les transports classiques de type taxi et du caractère événementiel du motif de déplacement (marché de Noël). Ils préfèrent de plus réserver très à l'avance, sachant qu'ils pouvaient réserver jusqu'à (environ) une demi-heure avant le départ du service. Toutefois, des regroupements ont été effectués par l'AG, ce qui nous a permis de consolider sa validation en conditions réelles de fonctionnement. Associé à un serveur web accueillant l'interface de réservation, un SGBDG³ dédié et un serveur SMS, notre noyau d'optimisation a pu s'intégrer dans une chaîne complète de traitement de l'information géomatique.

³Système de gestion de bases de données géographiques

7.4.2 Le service « Mod'Gen »

Dans la continuité de « Modulobus-Noël »

Le service Mod'Gen s'inscrit dans la continuité du projet « Transport Innovant » (au cours de l'année 2007) et est un service en rabattement vers des lieux de loisir de la CAPM : le théâtre « L'Allan », la salle de concert « Palot », la salle de spectacle « MALS » à Sochaux (cf. fig. 7.10). À ces lieux, s'ajoutent une desserte potentielle vers un cinéma multiplexe (Audincourt) et vers la base nautique de Brognard en dehors, située au-delà de la CAPM, à mi-chemin entre Montbéliard et Belfort. Des dessertes sont prévues à l'avenir, comme celle de la future salle de spectacle « Annexe ». Nous pouvons d'ailleurs imaginer une desserte de la future gare TGV située à Meroux, ou encore du futur hôpital « médian » situé à Sévenans.

Transfert de technologie

Les expérimentations ont été réalisées avec la société ProRentSoft qui exploite les moteurs d'optimisation développés durant cette thèse. Cette exploitation a donné lieu à un transfert de technologie auprès de cette société.

7.5 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre nous amènent à plusieurs conclusions. Que ce soit dans un cadre de monoconvergence ou de multiconvergence, les temps de calculs affichés nous montrent que le fonctionnement de TAD en temps réel, au sens des autorités organisatrices, est possible. Effectivement, avec des temps de calculs en-deçà de la demi-heure pour des problèmes résolus (200 requêtes) à la fin de l'année 2006, et maintenant avec des temps de calculs avoisinant dix minutes (200 requêtes) pour des TAD avec une forte qualité de service, nous pouvons désormais penser le TAD comme un service hautement flexible avec des faibles délais de réservation.

Les méthodes d'optimisation présentées dans cette thèse s'inscrivent dans une démarche de résistance à une montée en charge des demandes, puisqu'elles peuvent faire face à des flux importants (plus de 200 requêtes) et continuer à fournir de bonnes solutions dans des délais de calculs raisonnables, même si elles n'assurent pas de trouver la solution la plus optimale.

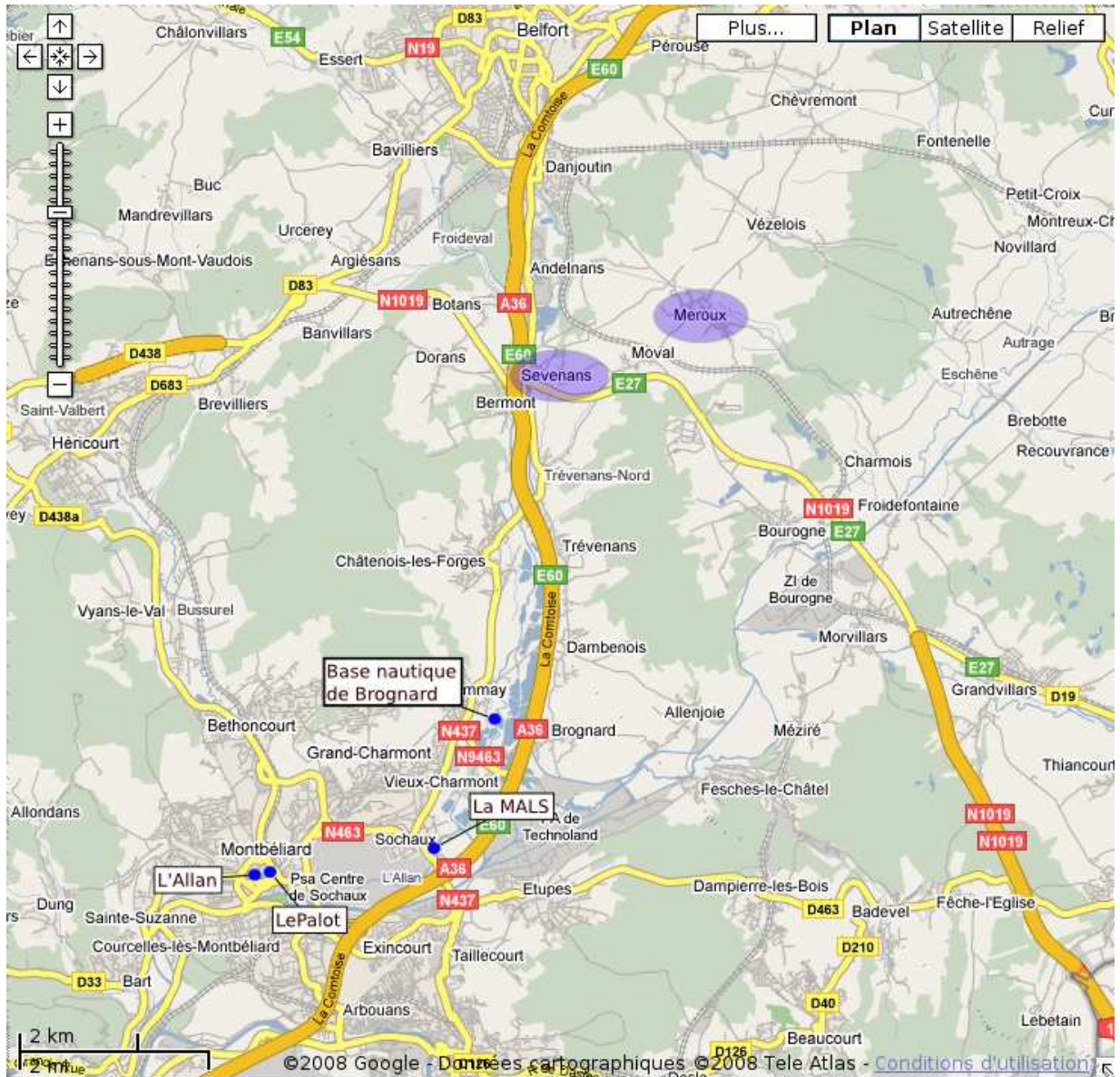


FIG. 7.10: Montbéliard, Belfort et les localités avoisinantes, les points bleus indiquent les dessertes du service Mod'Gen et les zones bleues représentent les zones de desserte potentielles.

L'analyse de la variation du taux de mutation dans les deux algorithmes génétiques et les résultats relevés soulignent la pertinence de l'opérateur de mutation exposé en section 6.1.3. La formalisation de la propriété de convergence de cet opérateur reste néanmoins à établir.

Réalisées en partenariat avec une société privée et des organismes institutionnels, les expérimentations sont venues conforter et valider nos méthodes d'optimisation. Celles-ci maintenant validées sont exploitées de manière opérationnelle par cette même société sur le Pays de Montbéliard. L'évolution de ce service se poursuit dans le cadre d'un projet « ANR Predit » pour réaliser un service de TAD dynamique en temps-réel.

Chapitre 8

Impact des métriques dans l'optimisation

Sommaire

8.1	Méthodologie	166
8.2	Réduction du nombre de véhicules	169
8.2.1	Analyse des modèles gravitaires	169
8.2.2	Analyse du modèle aléatoire	170
8.2.3	Interprétation	171
8.3	Recherche du meilleur compromis véhicules/temps	174
8.3.1	Construction	174
8.3.2	Analyse des modèles gravitaires	175
8.3.3	Analyse du modèle aléatoire	176
8.3.4	Interprétation	176
8.4	Recherche du meilleur compromis véhicules/retards	178
8.4.1	Construction	178
8.4.2	Analyse des modèles gravitaires	179
8.4.3	Analyse du modèle aléatoire	180
8.4.4	Interprétation	180
8.5	Analyse des distributions de solutions	183
8.5.1	Distributions véhicules/temps	184
8.5.2	Distributions véhicules/retards	191
8.6	Discussion et conclusion	195

Introduction

Nous nous intéressons dans ce chapitre à plusieurs configurations d'optimisation dans l'évaluation des objectifs de notre problème de TAD. Nous souhaitons ainsi mettre

en évidence le rôle des métriques dans l'exploration de l'espace des solutions. En utilisant la moyenne généralisée de Hölder d'une part et la distance de Minkowski d'autre part, nous voulons en premier lieu montrer les différences d'optimisation suscitées et en second lieu, nous cherchons à identifier les configurations d'optimisation appropriées aux topologies spatiales utilisées.

Les résultats des optimisations produites sur des modèles gravitaires et aléatoire sont analysés selon plusieurs points de vue. D'abord, nous nous focalisons sur la recherche de meilleures solutions :

- réduction du nombre de véhicules (recherche de minimum) ;
- meilleurs compromis (véhicules/temps et véhicules/retards).

Après une analyse des meilleures solutions, nous nous intéressons aux meilleures distributions de solutions, qui nous conduisent à considérer les distributions dans leur ensemble (formes des nuages). Cette analyse nous invite à nous interroger sur la capacité des métriques à explorer l'espace de solutions. Les différences de résultats obtenues selon les configurations sont analysées et discutées.

8.1 Méthodologie

Nous étudions et comparons différentes configurations d'optimisation, associant différentes moyennes et normes, sur des instances issues de modèles distincts. L'objet de ce travail est de rechercher quelle approche multi-critères est pertinente pour quelle configuration spatiale de demande de TAD. À cette fin, nous proposons d'examiner plusieurs aspects de l'optimisation :

- la réduction du nombre de véhicules (objectif φ_2) qui correspond à un objectif plutôt « économique » ;
- la recherche du meilleur compromis entre véhicules et réduction des temps de parcours (φ_2 face à φ_3), i.e. le coût économique et un aspect du « coût environnemental » ;
- la recherche du meilleur compromis entre véhicules et retards (φ_2 face à φ_4), c'est-à-dire coût économique et un des critères de la « qualité de service » au client.

La population de l'AG comprend 100 individus évoluant sur 10 000 générations avec un taux de mutation fixé à $m = 0.5$.

En raison du grand nombre de configurations possibles, nous ne pouvons toutes les analyser exhaustivement, quand bien même l'on s'en tiendrait aux moyennes et normes énoncées en section 6.2.2. Donc, pour une distribution de temps de parcours

$T = (t_1, \dots, t_n)$, nous proposons d'analyser trois moyennes pour évaluer l'objectif φ_3 ($\varphi_3 = M_q(T)$) :

$$\text{arithmétique (M1)} : \quad q = 1, \quad M_1(T) = \frac{\sum_{i=1}^n t_i}{n}$$

$$\text{harmonique (H)} : \quad q = -1, \quad M_{-1}(T) = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{t_i}}$$

$$\text{géométrique (G)} : \quad q \rightarrow 0, \quad M_0(T) = \left(\prod_{i=1}^n t_i \right)^{\frac{1}{n}}$$

Ces moyennes sont couplées à trois normes possibles appliquées aux retards de la distribution $D = (d_1, \dots, d_n)$, de telle sorte que $\varphi_4 = L_p(D)$:

$$L_1(D) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d_i|$$

$$L_2(D) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |d_i|^2}$$

$$L_\infty(D) = \max(|d_i|)$$

Avec ces deux ensembles de métriques, nous disposons de $3 \times 3 = 9$ configurations d'optimisation différentes que nous proposons d'appliquer à des instances dont les graphes sont construits selon trois niveaux territoriaux mentionnés en section 3.2.2 :

- le point (P) ;
- l'IRIS (I) ;
- la commune (C).

Au final, nous avons 27 configurations sous forme de 3-uplets (niveau \times moyenne \times norme) servant à optimiser trois ensembles de tournées. Pour comparer les configurations, nous déployons 3 jeux de 10 instances, comprenant chacune 100 requêtes de transport. Chaque requête est définie par une origine et une destination libres et un horaire. Il n'y a qu'un seul passager par requête. N.B. Le moteur d'optimisation gère parfaitement les nombres différents de passagers, mais ce n'est pas l'objet de ces simulations.

Deux jeux d'instances sont contruits sur les deux modèles gravitaires préalablement énoncés dans le chapitre 7 et le troisième jeu est totalement aléatoire comme l'illustre

8.2 Réduction du nombre de véhicules

La minimisation du nombre de véhicules caractérise l'objectif économique du TAD, car en l'état actuel, ce sont les déploiements des véhicules et l'affectation des chauffeurs qui creusent le coût du service, davantage que le coût du carburant.

Les tableaux 8.1(a,b,c) donnent les classements moyens des configurations d'optimisation selon leurs performances à réduire le nombre de véhicules nécessaires. Le premier tableau concerne le modèle gravitaire 1, le deuxième le modèle gravitaire 2 et le troisième le modèle aléatoire.

Pour chacun de ces tableaux, la première colonne indique le classement moyen (Pos.) de chaque configuration. C'est-à-dire que pour chaque optimisation, nous relevons le classement de la configuration selon sa performance réalisée par rapport aux autres configurations. Puis nous effectuons une moyenne de ces classements pour l'ensemble des optimisations. La deuxième colonne donne quant à elle le meilleur classement relevé (Min.) pour la configuration sur l'ensemble des optimisations, tandis que la troisième signale le moins bon classement (Max.).

Les trois dernières colonnes, colorées pour faciliter la lecture et comprendre la répartition des configurations, indiquent, premièrement en bleu, l'unité spatiale utilisée (Agr.) pour construire le graphe de la desserte, en jaune la moyenne calculant φ_3 (Moy.) et en rouge la norme optimisant φ_4 (Norme).

8.2.1 Analyse des modèles gravitaires

Les moyennes

Nous examinons d'abord le classement réalisé pour le premier modèle gravitaire. En tête de ce classement figurent des configurations à base de moyenne harmonique ($\text{Agr.} \times H \times L_p$). Ces configurations sont suivies de celles à base de moyenne géométrique et en bas de classement se situent celles à base de moyenne arithmétique.

Dans le second modèle gravitaire, la répartition des moyennes est quasiment identique. Par exemple les moyennes des six premières configurations du classement sont les mêmes que dans le modèle 1. D'une manière générale, la tendance est exactement la même : les moyennes harmonique et géométrique en tête, la moyenne arithmétique en fin de classement.

Nous relevons également que les cinq premières configurations sont *ex æquo* dans leurs classements moyens et ne sont départagées que par leurs maxima, ce qui tend à montrer les comportements similaires de ces configurations dans un contexte gravitaire.

Les normes

Dans le modèle gravitaire 1, la norme L_∞ est en tête de chaque configuration intermédiaire, par unité spatiale :

- $(P \times M_q \times L_\infty)$;
- $(I \times M_q \times L_\infty)$;
- $(C \times M_q \times L_\infty)$,

ou par moyenne :

- $(P \times H \times L_\infty)$;
- $(P \times G \times L_\infty)$;
- $(P \times M_1 \times L_\infty)$.

Dans le second modèle gravitaire, la répartition des normes est quant à elle, beaucoup plus nuancée et délicate à interpréter, encore que nous remarquons des regroupements.

Les unités spatiales

Concernant les unités spatiales à la base de la construction des graphes, les configurations basées sur le point, c'est-à-dire sans agrégation préalable, observent de meilleures performances. Pour les deux modèles gravitaires, le point est en tête de chaque classement intermédiaire :

- $(P \times G \times L_p)$;
- $(P \times H \times L_p)$;
- $(P \times M_1 \times L_p)$.

8.2.2 Analyse du modèle aléatoire

Contrairement aux modèles gravitaires, l'unité spatiale joue un rôle prépondérant. Nous notons d'emblée le clair regroupement des unités spatiales : les configurations à base de points en tête, suivies de celles à base de communes et enfin celles à base d'IRIS.

Le reste du classement demeure plus délicat à analyser, encore que nous remarquons les bonnes performances de la norme L_∞ sur les trois premières configurations. D'une manière générale, c'est le regroupement par unité spatiale qui semble déterminant dans le modèle aléatoire. La répartition des configurations n'est pas nette, encore que nous remarquons la difficulté des configurations à base de moyenne arithmétique à offrir de bonnes performances et à se hisser dans le classement et d'autant plus quand les configurations sont à base d'agrégats (IRIS ou communes).

8.2.3 Interprétation

Globalement, pour les modèles gravitaires, le regroupement des configurations par moyenne indique le rôle prépondérant que la moyenne joue sur les performances des solutions de ces configurations. Tandis que pour le modèle aléatoire, le regroupement se fait par unité spatiale et non plus tellement par moyenne, encore que nous observons quelques tendances.

D'ores et déjà, nous notons la meilleure aptitude des moyennes harmonique et géométrique à minimiser le nombre de véhicules sur des instances issues de modèles gravitaires et donc *a priori* réalistes. Si nous examinons les *extrema* dans le classement du modèle aléatoire, nous voyons clairement qu'il y a peu de différences entre les performances des solutions des configurations à l'intérieur de chaque sous-groupe (point, commune, IRIS).

L'explication que nous proposons pour éclaircir les résultats obtenus entre les deux types de modèle, réside d'abord dans les différences de densités de requêtes par unité spatiale. En effet, dans le modèle gravitaire 1 qui fait davantage peser les trois grands centres du Pays de Montbéliard (Montbéliard, Audincourt et Sochaux) et accroît leur potentiel d'attraction au détriment de leurs émissions, les requêtes de transport se focalisent autour de ces trois pôles. Aussi, l'unité spatiale retenue pour construire le graphe n'a que peu d'incidence sur ce dernier, car les requêtes sont déjà concentrées par unité spatiale.

Dans le second modèle qui voit des potentiels d'attraction et d'émission quasiment équivalents, les requêtes sont davantage réparties dans l'espace. Cette répartition étant ainsi plus homogène, elle est aussi plus sensible à l'unité spatiale, d'où le regroupement plus marqué des configurations par unité (même si le regroupement reste guidé par les moyennes).

À l'inverse, dans le modèle aléatoire, où la répartition des requêtes est théoriquement homogène (du fait de l'aléa), l'unité spatiale a un rôle prépondérant et structurant, d'où le regroupement « en blocs » des configurations.

L'ordre des unités spatiales s'explique par le fait que les graphes construits sans agrégat bénéficient de toutes les connexions possibles, car il n'y a pas d'erreurs dues au calibrage des centroïdes. Les indices de connexité et de connectivité (cf. annexe A) sont donc *a priori* plus grands que ceux des graphes construits à base d'agrégats. Cette plus grande connexité est certainement à l'origine du meilleur classement des configurations basées sur le point, pour les modèles gravitaires.

Par ailleurs, cette première analyse révèle que d'une part, le recours aux agrégats ne fournit pas de meilleures solutions que l'approche ne considérant que les unités (points), d'autre part, qu'il n'existe pas de lien de causalité direct entre le choix d'une moyenne et/ou d'une norme et l'obtention récurrente des meilleures solutions. Cela est d'autant plus vrai pour les normes de l'objectif φ_4 .

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
2	0	11	P	G	Linf
2	0	9	P	H	Linf
5	0	10	P	H	L2
5	0	14	P	H	L1
5	2	13	P	G	L1
6	1	13	P	G	L2
7	0	16	C	H	Linf
7	1	13	I	G	Linf
7	2	15	I	H	L2
9	0	14	I	H	L1
10	1	17	I	H	Linf
10	3	15	C	G	Linf
10	5	20	I	G	L2
11	4	16	C	H	L1
11	4	17	C	H	L2
12	5	17	I	G	L1
12	6	18	C	G	L1
15	9	20	C	G	L2
19	15	25	P	M1	Linf
19	17	23	P	M1	L2
20	18	24	P	M1	L1
22	17	26	I	M1	L2
22	18	26	C	M1	Linf
22	19	25	I	M1	L1
22	20	26	I	M1	Linf
23	20	26	C	M1	L1
24	21	26	C	M1	L2

(a) Gravitaire 1

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
2	0	4	P	G	L2
2	0	5	P	G	L1
2	0	5	P	H	L1
2	0	5	P	H	Linf
2	0	6	P	G	Linf
3	0	5	P	H	L2
8	6	14	C	H	Linf
10	8	13	C	G	Linf
11	6	16	C	G	L1
11	7	17	I	H	Linf
11	7	20	I	H	L1
11	9	17	C	H	L1
12	6	19	I	G	Linf
12	6	21	I	H	L2
12	7	18	C	H	L2
13	5	19	I	G	L2
13	6	18	C	G	L2
14	10	19	I	G	L1
16	12	20	P	M1	L2
16	6	22	P	M1	L1
17	7	20	P	M1	Linf
22	18	26	C	M1	L2
23	19	26	I	M1	L1
23	20	26	I	M1	L2
23	21	26	C	M1	L1
23	21	26	C	M1	Linf
24	22	26	I	M1	Linf

(b) Gravitaire 2

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
0	0	3	P	G	Linf
1	0	6	P	H	Linf
2	0	7	P	M1	Linf
3	0	6	P	G	L1
5	0	8	P	H	L2
5	1	8	P	M1	L1
5	3	7	P	G	L2
5	3	8	P	H	L1
6	2	8	P	M1	L2
11	9	16	C	G	L1
11	9	16	C	H	Linf
12	10	17	C	G	L2
12	9	14	C	G	Linf
13	9	17	C	H	L2
13	9	17	C	M1	L1
13	9	17	C	M1	Linf
14	10	17	C	M1	L2
15	9	17	C	H	L1
20	18	25	I	G	L2
20	18	26	I	G	Linf
21	18	25	I	G	L1
21	18	26	I	H	L1
22	18	26	I	H	L2
22	20	25	I	M1	L1
22	20	26	I	H	Linf
23	18	26	I	M1	L2
23	18	26	I	M1	Linf

(c) Aléatoire

TAB. 8.1: Réduction des véhicules : classement moyen des performances des 27 configurations sur trois modèles, avec 10 instances par modèle

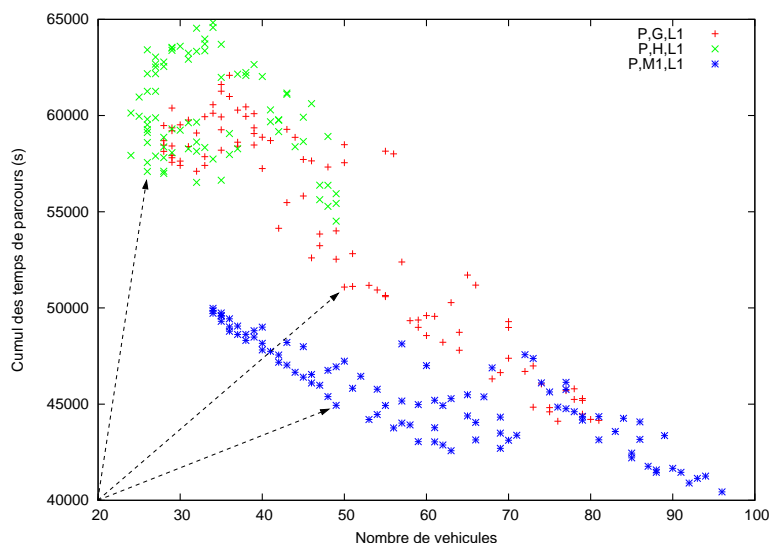


FIG. 8.2: Front des solutions (véhicules/temps) pour une même instance, issues de trois configurations d'optimisation ($M_1 \times L_1$, $G \times L_1$, $H \times L_1$). Les flèches noires indiquent les meilleurs compromis.

8.3 Recherche du meilleur compromis véhicules/temps

8.3.1 Construction

Même si l'intérêt premier d'un transporteur est de minimiser le nombre de véhicules, notre modèle ne privilégie aucun objectif et ceux-ci sont parfaitement concurrents. Nous proposons alors de chercher le meilleur compromis entre les véhicules et les temps de parcours (φ_2/φ_3).

Sur une représentation graphique du front de Pareto, le meilleur compromis se situe au plus proche de l'origine du diagramme. Sur la figure 8.2, les nuages de points représentent les solutions issues de trois configurations d'optimisation :

- $(P \times M_1 \times L_1)$;
- $(P \times G \times L_1)$;
- $(P \times H \times L_1)$.

Chacune de ces configurations d'optimisation est appliquée à une même instance issue du modèle gravitaire 1, et dont le graphe représentatif est construit sans agrégation (i.e. au niveau du point). La flèche noire indique le point le plus proche de l'origine, c'est-à-dire celui qui trouve le meilleur compromis aux deux objectifs.

La détermination du point correspondant au compromis, pour une configuration donnée, requiert préalablement une remise à l'échelle des temps (de 0 à 100). Pour cela,

nous relevons le cumul des temps maximum observé sur l'ensemble des solutions à l'instance. Pour un cumul maximum c_{max} , la distance de chaque point $i(T, V)$ à l'origine vaut :

$$||\vec{O}i|| = \sqrt{\left(\frac{T_i}{c_{max}} \times 100\right)^2 + V_i^2}$$

Ce premier calcul détermine le meilleur compromis pour une configuration. Or, pour classer les meilleurs compromis à une instance, issus de chaque configuration, nous appliquons le même procédé consistant à replacer les différents points sur une échelle de 1 à 100.

Les tableaux 8.2(a,b,c) classent les 27 configurations selon leurs performances dans la recherche du meilleur compromis véhicules/temps. Il s'agit également de classements moyens.

8.3.2 Analyse des modèles gravitaires

Les moyennes

Le regroupement par moyenne est évident et en blocs. À l'inverse de la répartition des configurations observées pour réduire le nombre de véhicules, la moyenne arithmétique tire son épingle du jeu avec toutes ses configurations en tête de classement.

Arrive en deuxième position la moyenne géométrique, suivie de la moyenne harmonique. Les moyennes géométrique et harmonique sont moins performantes pour trouver un compromis entre véhicules et temps.

Les normes

La norme L_∞ est la plus performante dans les deux modèles. D'ailleurs, pour le premier modèle, elle est dominante quelle que soit l'unité spatiale :

- $(P \times M_1 \times L_\infty)$;
- $(I \times M_1 \times L_\infty)$;
- $(C \times M_1 \times L_\infty)$.

De plus, elle est en tête pour chacune des moyennes :

- $(P \times M_1 \times L_\infty)$;
- $(P \times G \times L_\infty)$;
- $(C \times H \times L_\infty)$.

Dans le second modèle, dans le trio de tête, la norme L_∞ est suivie des autres normes. En revanche, les trois configurations sont basées sur le point comme unité spatiale. En outre, elle est la première pour chacune des moyennes : $(P \times M_1 \times L_\infty)$, $(P \times G \times L_\infty)$, $(P \times H \times L_\infty)$.

8.3.3 Analyse du modèle aléatoire

Comme pour minimiser le nombre de véhicules, nous observons le regroupement compact des configurations par type d'unités spatiales : les points en tête, suivis des communes, les IRIS en bas de classement.

Nous relevons qu'au sein de chaque type d'unités spatiales, les moyennes arithmétiques marquent leurs performances dans la recherche du compromis, en étant couplées à la norme L_∞ .

8.3.4 Interprétation

Dans le cadre d'un modèle gravitaire, si les moyennes harmonique et géométrique montrent leurs performances à réduire le nombre de véhicules, cela se fait au détriment des temps de parcours et donc du compromis, que la moyenne arithmétique semble atteindre. En effet, si nous souhaitons trouver un compromis entre véhicules et temps de parcours, il apparaît que la moyenne arithmétique est plus performante, couplée à la norme L_∞ .

Pour les modèles gravitaires, les classements sont quasiment les répliques inverses de ceux observés pour minimiser les véhicules. C'est la moyenne qui joue le rôle prépondérant, tandis que dans un cadre aléatoire et donc presque homogène, c'est l'unité spatiale qui tient cette fois le rôle principal. Dans ce cas, la réduction du nombre de véhicules ou la recherche du meilleur compromis entre les temps de trajet et le nombre de véhicules débouche sur des classements assez similaires.

L'explication de ces différences tient également dans l'effet de densité des requêtes par unité spatiale. En effet, dans un modèle gravitaire, bien que la construction du graphe se base sur un agrégat de communes, l'effet escompté d'agrégation (structurer les flux) demeurera faible, car les flux sont intrinsèquement structurés.

Si le point demeure la meilleure unité spatiale pour construire le graphe et fournir de meilleurs compromis, cela vient probablement de la meilleure connectivité du graphe pour trouver de meilleurs chemins alternatifs, qui sont autant de meilleurs compromis.

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
0	0	3	P	M1	Linf
1	0	3	I	M1	Linf
2	0	5	C	M1	Linf
3	0	6	P	M1	L1
4	2	8	P	M1	L2
5	2	8	I	M1	L2
5	3	9	C	M1	L1
6	2	8	C	M1	L2
6	3	8	I	M1	L1
10	7	17	P	G	Linf
13	10	16	P	G	L1
13	10	18	I	G	Linf
13	9	20	C	G	Linf
15	12	20	C	G	L1
16	10	24	P	G	L2
16	11	22	I	G	L2
17	11	26	C	H	Linf
17	9	24	C	G	L2
18	10	25	I	G	L1
18	13	25	P	H	Linf
19	11	24	I	H	Linf
20	11	26	P	H	L1
20	12	25	I	H	L1
20	12	26	P	H	L2
20	16	25	C	H	L1
21	10	26	C	H	L2
22	14	26	I	H	L2

(a) Gravitaire 1

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
0	0	2	P	M1	Linf
1	1	2	P	M1	L1
2	1	5	P	M1	L2
3	0	7	C	M1	Linf
4	3	6	C	M1	L1
5	3	8	I	M1	L1
5	3	8	I	M1	Linf
6	4	8	C	M1	L2
6	4	8	I	M1	L2
10	9	13	P	G	Linf
12	9	13	P	G	L2
12	9	18	C	G	L1
12	9	25	C	G	Linf
14	9	21	P	G	L1
15	10	21	C	G	L2
15	11	22	I	G	L2
15	12	21	I	G	L1
17	11	24	I	G	Linf
18	11	24	P	H	Linf
19	13	25	C	H	L2
19	14	26	C	H	L1
19	14	26	P	H	L2
20	15	25	C	H	Linf
21	12	26	P	H	L1
22	18	26	I	H	L1
23	17	26	I	H	Linf
23	21	26	I	H	L2

(b) Gravitaire 2

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
0	0	3	P	M1	Linf
2	0	4	P	M1	L1
2	1	6	P	G	Linf
4	0	7	P	H	L2
4	1	7	P	G	L1
4	1	7	P	M1	L2
4	1	8	P	H	Linf
6	4	8	P	G	L2
6	4	9	P	H	L1
11	9	16	C	H	Linf
11	9	16	C	M1	Linf
11	9	17	C	M1	L1
12	8	17	C	G	L2
12	9	15	C	G	Linf
13	9	16	C	M1	L2
13	9	17	C	G	L1
14	11	17	C	H	L2
15	10	22	C	H	L1
19	17	24	I	M1	Linf
20	18	25	I	M1	L1
21	18	26	I	G	L2
21	18	26	I	M1	L2
22	18	26	I	G	Linf
22	18	26	I	H	L2
22	19	26	I	H	Linf
23	19	26	I	G	L1
23	19	26	I	H	L1

(c) Aléatoire

TAB. 8.2: Recherche du meilleur compromis véhicules/temps : classement moyen des performances des 27 configurations sur trois modèles, avec 10 instances par modèle

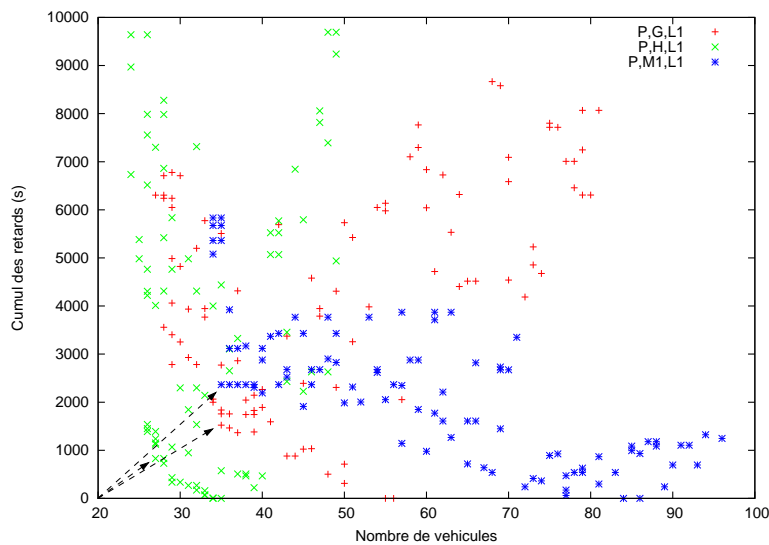


FIG. 8.3: Front des solutions (véhicules/retards) pour une même instance, issues de trois configurations d'optimisation ($M_1 \times L_1$, $G \times L_1$, $H \times L_1$). Les flèches indiquent les meilleurs compromis de chaque distribution.

8.4 Recherche du meilleur compromis véhicules/retards

8.4.1 Construction

De la même manière que nous classons les configurations selon leurs performances à trouver un compromis entre véhicules et temps de parcours, nous classons ici les mêmes configurations selon leurs capacités à définir un compromis entre véhicules et retards. Pour rappel, le cumul des retards D correspond au cumul (pour l'ensemble des véhicules v) de la somme des écarts entre temps théoriques (T_{jtheo}) et temps observés (T_{jobs}) sur les trajets j :

$$D = \sum_v \sum_j T_{jobs}^v - T_{jtheo}$$

La recherche de cette solution intermédiaire au sein d'un ensemble de solutions se déroule selon le même principe énoncé auparavant, c'est-à-dire que nous cherchons la solution la plus proche de l'origine en terme de distance, comme nous l'indiquons sur la figure 8.3.

Déterminer cette distance se fait après avoir replacé les retards cumulés sur une échelle de 0 à 100, comme nous le faisons pour les temps de parcours. Le rapport est effectué en isolant le retard cumulé maximum c'_{max} sur l'ensemble de solutions à une

instance. La distance de chaque point $i(D, V)$ à l'origine vaut :

$$||\vec{O_i}|| = \sqrt{\left(\frac{D_i}{c'_{max}} \times 100\right)^2 + V_i^2}$$

Ainsi, nous calculons le meilleur compromis de chaque configuration pour une même instance, puis nous classons ces compromis entre eux, au moyen du même procédé consistant à rapporter les retards des points sur une échelle de 1 à 100. Les classements moyens obtenus par modèle figurent sur les tableaux 8.3(a,b,c).

8.4.2 Analyse des modèles gravitaires

Les moyennes

La répartition des configurations se fait par moyenne dans les deux cas.

Pour le modèle gravitaire 1, les configurations construites sur la moyenne harmonique arrivent en tête. La moyenne géométrique semble intermédiaire et la moyenne arithmétique la moins performante, bien qu'il faille nuancer ce dernier propos : les configurations de type $(G \times L_\infty)$ se détachent de la tendance générale de la moyenne géométrique (bas de classement).

Dans le second modèle, les moyennes structurent également la répartition des configurations. La moyenne harmonique est à nouveau la plus performante avec ses configurations en tête du classement, à l'exception de $I \times H \times L_\infty$, qui est paradoxalement en bas de classement. Pour sa part, la moyenne arithmétique occupe cette fois la position intermédiaire dans le classement, lui-même terminé par les configurations à base de moyenne géométrique.

Les normes

Les normes montrent également une tendance à se regrouper.

Pour le premier modèle gravitaire, nous notons les faibles performances de la norme L_∞ , qui se retrouve globalement en bas de classement pour chacune des configurations intermédiaires : $(H \times L_\infty)$, $(G \times L_\infty)$ ($M_1 \times L_\infty$). Les normes L_1 et L_2 ont tendance également à se regrouper, mais leurs performances respectives dépendent de la moyenne avec laquelle elle sont couplées.

Dans le second modèle gravitaire, la norme L_∞ observe également de faibles performances, tandis que les normes L_1, L_2 occupent la tête du classement à l'exception de deux cas : $(P \times H \times L_\infty)$ et $(C \times H \times L_\infty)$

Les unités spatiales

Dans le premier modèle, nous n'observons pas de regroupement par unité, alors que dans le second modèle, nous voyons apparaître des regroupements. Ces regroupements sont évidemment dépendants des regroupements déjà établis selon les moyennes et les normes.

8.4.3 Analyse du modèle aléatoire

Contrairement aux modèles gravitaires, les moyennes jouent un rôle secondaire dans la répartition des configurations. Celle-ci semble en effet se réaliser autour des unités spatiales d'une part et des normes d'autre part.

Concernant les unités spatiales, si auparavant nous observions des répartitions dans l'ordre successif : points - communes - IRIS, nous avons cette fois-ci un ordre : communes - IRIS - points. Les structures agrégées se hissent en tête de classement.

Les configurations à base de normes L_1, L_2 n'ont pas tendance à se grouper alors que celles à base de norme L_∞ sont systématiquement, ou presque, les moins performantes par unité spatiale : $(C \times M_q \times L_\infty), (I \times M_q \times L_\infty), (P \times M_q \times L_\infty)$.

8.4.4 Interprétation

Les différences notables dans le classement des configurations entre les modèles gravitaires et le modèle aléatoire nous conduisent à nouveau à souligner l'impact de la configuration territoriale dans la méthode d'optimisation.

Dans le cadre d'un modèle gravitaire, nous notons que les meilleures performances pour trouver un compromis entre véhicules et retards sont atteintes avec la moyenne harmonique. Néanmoins le niveau intermédiaire atteint par la moyenne arithmétique dans le deuxième classement vient probablement du fait que les requêtes dans ce cas se concentrent moins autour des trois pôles attracteurs du Pays de Montbéliard.

Concernant les normes, clairement, la norme L_∞ ne fait pas ses preuves, même si des configurations l'utilisant parviennent à se hisser dans le classement. Les normes L_1, L_2 semblent plus adaptées dans la recherche de compromis véhicules/retards.

Le fait important relevé dans le modèle aléatoire réside dans l'importance de la structure agrégée, à privilégier finalement dans ce cas de figure, pour trouver un compromis entre véhicules et retards dans le cadre d'une structure homogène. Si agréger au niveau des communes ou des IRIS ne favorise pas la recherche de meilleurs chemins pour minimiser les temps de parcours ou réduire les véhicules, ce procédé écarte toutefois les détours générateurs de retards trop importants.

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
3	0	8	P	H	L2
3	0	9	P	H	L1
4	0	11	C	H	L1
4	0	13	I	H	L1
5	1	18	C	H	L2
5	1	24	I	H	L2
6	0	15	P	H	Linf
8	0	20	I	H	Linf
8	4	15	I	G	L1
9	4	19	C	H	Linf
10	3	20	P	G	L1
10	5	17	C	G	L1
11	0	21	P	G	L2
11	6	16	C	G	L2
11	7	20	I	G	L2
15	6	21	P	M1	L2
16	11	25	C	M1	L2
17	10	24	I	M1	L2
18	10	24	P	M1	L1
18	14	26	C	M1	L1
19	11	26	I	M1	L1
19	12	24	I	G	Linf
20	13	25	C	G	Linf
20	15	26	P	M1	Linf
22	12	26	P	G	Linf
22	20	26	I	M1	Linf
23	16	26	C	M1	Linf

(a) Gravitaire 1

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
2	0	7	P	H	L2
4	0	15	P	H	Linf
5	0	25	P	H	L1
5	1	15	C	H	L1
7	1	15	C	H	L2
7	1	20	C	H	Linf
8	0	22	I	H	L2
10	0	16	I	H	L1
10	3	16	C	G	L2
10	4	17	I	M1	L2
11	3	24	P	M1	L2
11	5	18	C	M1	L2
12	0	24	P	G	L1
13	4	24	P	M1	L1
13	6	21	C	G	L1
14	2	26	P	G	L2
16	7	21	C	M1	L1
16	7	25	I	M1	L1
16	8	23	I	M1	Linf
17	12	25	P	M1	Linf
17	9	23	C	M1	Linf
18	11	26	I	G	L1
18	3	25	P	G	Linf
19	11	26	I	G	L2
19	8	25	C	G	Linf
20	4	26	I	H	Linf
23	17	26	I	G	Linf

(b) Gravitaire 2

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
4	0	13	C	M1	L2
4	0	18	C	G	L2
5	0	11	C	G	L1
5	0	12	C	H	L1
5	2	16	C	H	L2
6	1	15	C	M1	L1
7	0	14	I	G	L1
8	1	17	I	M1	L2
9	0	15	I	H	L1
9	3	13	I	M1	L1
10	2	17	I	H	L2
11	1	16	I	M1	Linf
11	4	19	I	G	L2
14	4	22	C	M1	Linf
14	6	19	I	H	Linf
14	8	21	I	G	Linf
15	0	24	C	H	Linf
15	0	24	P	M1	L2
16	1	24	P	M1	L1
16	1	26	P	G	L2
17	4	23	P	H	L1
17	8	21	C	G	Linf
18	7	25	P	G	L1
20	16	26	P	H	L2
21	9	25	P	M1	Linf
23	18	26	P	G	Linf
25	20	26	P	H	Linf

(c) Aléatoire

TAB. 8.3: Recherche du meilleur compromis véhicules/retards : classement moyen des performances des 27 configurations sur trois modèles, avec 10 instances par modèle.

8.5 Analyse des distributions de solutions

La minimisation du nombre de véhicules et la recherche de compromis véhicules / temps ou véhicules/retards consistent à chercher et à isoler les meilleurs individus. L'analyse que nous développons ici, revient à étudier la distribution dans son ensemble. En effet, d'un point de vue statistique, le point retenu lors des précédentes études peut ne pas être représentatif de la tendance des solutions issues de la configuration d'optimisation, tandis qu'ici nous cherchons à comparer les distributions entre elles selon des indicateurs de notre choix. Intrinsèquement, l'approche stochastique prônée par les AG explore un ensemble de solutions possibles et il convient de s'intéresser aussi aux positions relatives de ces ensembles de solutions selon les configurations spatiales et le choix des métriques.

Graphiquement, la qualité d'une distribution de solutions correspond à la distance du nuage à l'origine du diagramme (fig. 8.4). Plus le nuage est proche de l'origine, meilleur il est. Néanmoins nous devons faire attention à l'échelle des temps (resp. retards).

La comparaison des nuages se fait donc en deux temps. Premièrement, nous identifions le point moyen (λ : barycentre) d'une distribution de n solutions $\Lambda = \{i(V, T)\}$:

$$\lambda = \left(\frac{\sum_i^n V_i}{n}, \frac{\sum_i^n T_i}{n} \right)$$

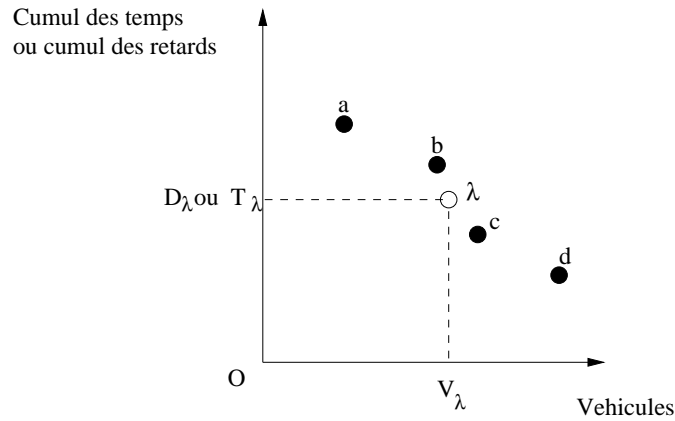


FIG. 8.4: Détermination du barycentre λ d'un nuage de solutions $\Lambda = \{a, b, c, d\}$

Puis, nous comparons entre eux les barycentres de chaque solution d'une même instance (fig. 8.5). C'est à ce niveau que la remise à l'échelle est déterminante. Nous isolons préalablement le barycentre ayant le plus grand cumul de temps (resp. retards),

c_{max} puis nous déterminons la distance de chaque point λ à l'origine :

$$\|\vec{O\lambda}\| = \sqrt{\left(\frac{T_\lambda}{c_{max}} \times 100\right)^2 + V_\lambda^2}$$

Le barycentre le plus proche de l'origine indique le nuage globalement le plus proche.

Évidemment, cette notion de proximité doit être manipulée avec précaution en raison de tous les biais inhérents aux calculs de moyennes (faible ou forte variance ? dispersion des solutions ?...). À cette fin, nous complétons notre étude avec des éléments statistiques présents dans les tableaux 8.5 et 8.7, décrivant pour chaque configuration la *meilleure distribution* relevée. Par exemple, la meilleure configuration relevée pour le modèle gravitaire 1 (cf. tab. 8.4, configuration $(P \times M_1 \times L_\infty)$), qui a pour classement moyen 1, permet sur au moins une instance d'être la plus performante (Min.= 0 correspond au meilleur classement relevé sur l'ensemble des instances). C'est donc la distribution de solutions obtenue sur cette instance et dans cette configuration que nous analysons dans le tableau 8.5 sur la ligne correspondante (dans ce cas, la première).

Les tableaux 8.5 et 8.7 ont pour vocation de nous renseigner sur la forme de la distribution à travers les éléments statistiques suivants :

- $\min(V)$, $\max(V)$, les minimum et maximum de véhicules relevés ;
- $\min(T)$, $\max(T)$, (resp. $\min(D)$, $\max(D)$), les minimum et maximum de temps de parcours cumulés (resp. retards cumulés) observés ;
- \bar{V} , le nombre moyen de véhicules ;
- \bar{T} , (resp. \bar{D}), la moyenne des temps de parcours cumulés (resp. retards cumulés) ;
- $\sigma(V)$, l'écart-type des nombres de véhicules ;
- $\sigma(T)$ (resp. $\sigma(D)$), l'écart-type des temps de parcours cumulés (resp. retards cumulés).

Nous procédons d'abord à l'analyse des distributions véhicules/temps puis à celle des véhicules/retards.

8.5.1 Distributions véhicules/temps

Les résultats présentés dans les tableaux 8.4(a,b,c) proviennent des mêmes solutions des jeux d'instances utilisés pour rechercher les meilleurs compromis. Pour rappel, le premier tableau concerne le modèle gravitaire 1, le deuxième tableau le second modèle gravitaire et le dernier tableau rassemble les résultats issus d'instances aléatoires dans l'espace géographique.

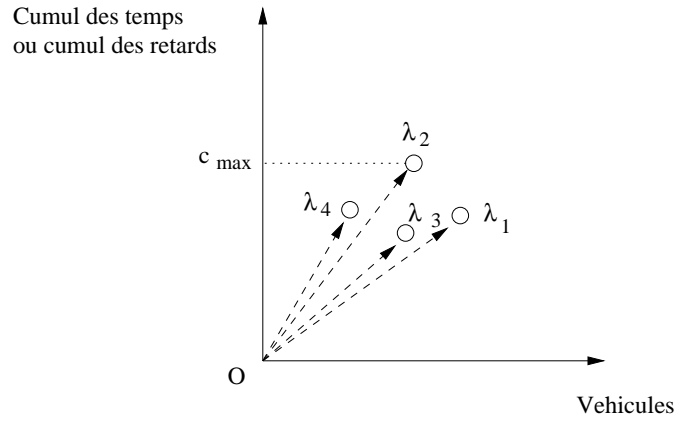


FIG. 8.5: Recherche du barycentre λ le plus proche de l'origine, après remise à l'échelle (à l'aide de c_{max})

À titre d'illustration, la figure 8.6 indique les barycentres de trois distributions de solutions issues d'une même instance du premier modèle gravitaire.

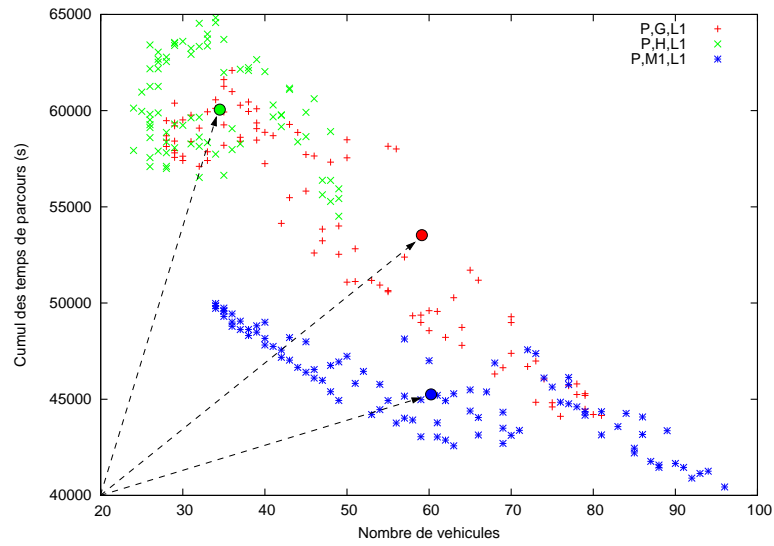


FIG. 8.6: Barycentres de trois distributions de solutions : $(P \times M_1 \times L_1)$ en bleu, $(P \times G \times L_1)$ en rouge et $(P \times H \times L_1)$ en vert

Modèles gravitaires

Répartition des configurations. Pour les deux modèles, la répartition des configurations se fait en blocs autour des moyennes, l'arithmétique en tête, suivie de la géométrique et l'harmonique en dernier.

Pour le modèle 1, nous observons une similitude des répartitions des normes entre les moyennes arithmétique et géométrique : norme L_∞ en tête, suivie de la norme L_1 puis de la norme L_2 . Même si pour la moyenne géométrique, le classement est plus nuancé, la norme L_1 semble bien intermédiaire aux normes L_∞ et L_2 . Dans le sous-groupe que constitue la moyenne harmonique, les normes se répartissent différemment et la tendance semble être la suivante : norme L_1 en tête, suivie de la norme L_2 et la norme L_∞ ferme le classement.

Si nous considérons les unités spatiales, toujours dans le même modèle, celles-ci ne semblent pas avoir de rôle structurant, à l'instar de la recherche du meilleur compromis véhicules/temps.

Pour le second modèle, la répartition des normes est vraiment différente et plus nuancée, d'ailleurs nous pouvons difficilement y discerner une tendance. Néanmoins, nous observons une répartition selon les unités spatiales au sein même de chaque sous-groupe (par moyenne). Pour les sous-groupes constitués des moyennes arithmétique et géométrique, les configurations à base de points sont en tête, suivies de celles construites sur les agrégats (communes puis IRIS). Pour la moyenne harmonique, les configurations à base de communes et de points se partagent la tête du classement du sous-groupe, tandis que les configurations construites sur les IRIS demeurent moins performantes comme avec les autres moyennes.

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
1	0	5	P	M1	Linf
1	0	6	C	M1	Linf
2	0	3	I	M1	Linf
3	0	6	P	M1	L1
4	0	7	I	M1	L1
4	3	7	C	M1	L1
5	3	8	P	M1	L2
6	1	8	I	M1	L2
6	6	8	C	M1	L2
11	9	22	P	G	Linf
12	11	15	I	G	Linf
13	9	18	C	G	L1
13	9	22	P	G	L2
13	10	15	P	G	L1
14	11	20	C	G	Linf
15	9	21	I	G	L1
15	11	20	I	G	L2
16	9	23	C	G	L2
18	13	24	I	H	L1
20	12	26	P	H	L1
20	16	23	P	H	L2
21	10	26	C	H	L2
21	16	25	I	H	Linf
21	17	25	I	H	L2
21	17	26	C	H	L1
21	17	26	C	H	Linf
23	20	26	P	H	Linf

(a) Gravitaire 1

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
0	0	2	P	M1	Linf
1	0	8	P	M1	L1
2	1	4	P	M1	L2
4	1	6	C	M1	L1
4	1	8	C	M1	Linf
4	3	7	I	M1	Linf
5	2	8	I	M1	L2
5	4	8	C	M1	L2
6	2	8	I	M1	L1
10	9	13	P	G	Linf
11	9	15	P	G	L2
12	9	16	C	G	L1
12	9	18	P	G	L1
13	10	23	C	G	Linf
15	11	21	C	G	L2
15	12	19	I	G	L2
15	12	21	I	G	L1
18	11	24	I	G	Linf
18	12	26	C	H	L1
19	10	25	P	H	Linf
19	13	24	C	H	L2
19	15	26	P	H	L2
21	15	26	C	H	Linf
21	18	25	P	H	L1
22	19	25	I	H	L1
23	19	26	I	H	Linf
23	21	26	I	H	L2

(b) Gravitaire 2

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
1	0	3	P	G	Linf
2	0	5	P	M1	Linf
2	0	7	P	G	L1
3	0	6	P	M1	L1
3	0	8	P	H	Linf
4	1	8	P	M1	L2
5	1	8	P	H	L2
5	2	9	P	G	L2
6	5	9	P	H	L1
10	9	15	C	M1	L1
11	9	14	C	G	Linf
12	10	16	C	G	L1
13	8	16	C	M1	L2
13	8	20	C	H	Linf
13	10	17	C	G	L2
13	10	17	C	M1	Linf
14	9	23	C	H	L1
14	10	17	C	H	L2
19	16	26	I	M1	L1
20	17	24	I	M1	L2
20	18	23	I	G	L2
21	18	24	I	G	L1
22	18	26	I	H	L1
22	18	26	I	H	L2
22	18	26	I	M1	Linf
23	19	26	I	G	Linf
23	20	26	I	H	Linf

(c) Aléatoire

TAB. 8.4: Classement qualitatif des distributions véhicules/temps : classement moyen des performances des 27 configurations sur trois modèles, avec 10 instances par modèle.

Description des distributions de solutions. Le tableau 8.5 fournit un ensemble d'indicateurs pour décrire les formes des distributions de solutions. Les minimum et maximum de véhicules mettent en évidence l'étirement de la distribution sur l'axe des abscisses, tandis que les minimum et maximum des temps de parcours cumulés indique l'étirement sur l'axe des ordonnées.

Nous constatons à travers ces indicateurs que les formes des distributions issues de configurations à base de moyennes arithmétique et géométrique sont plus étendues, étirées entre les deux objectifs, que ne le sont les distributions basées sur la moyenne harmonique. Par exemple, pour le premier modèle gravitaire, les configurations $(P \times M_1 \times L_1)$ et $(I \times G \times L_1)$ ont des extrema sur les véhicules, respectivement, 32-97 et 28-82. Si nous examinons une configuration à base de moyenne harmonique, par exemple la configuration $C \times H \times L_2$, sa distribution voit ses extrema situés à 30-50.

Cet effet d'étirement sur l'axe des ordonnées est confirmé par les écart-types plus grands que ceux des moyennes harmoniques. Les écarts-types des deux configurations énoncées (arithmétique et géométrique) s'élèvent, respectivement, à 19.0570 et 15.2996. L'écart-type observé pour la distribution construite à base d'une moyenne harmonique s'élève à 5.39907, une valeur bien inférieure à celles des deux autres configurations.

De la même manière, nous analysons les extrema des temps de parcours ainsi que les écarts-types pour les mêmes configurations. Ainsi, les distributions issues de configurations basées sur les moyennes arithmétique et harmonique ont des écarts-types quasiment similaires et plus faibles que ceux relevés lors de l'analyse des moyennes géométriques.

Globalement, si nous devons caractériser les formes et positionnements des nuages, ceux des configurations arithmétiques et géométriques s'étirent entre les deux axes, tandis que ceux de la moyenne harmonique conservent des formes compactes et resserrées.

Modèle aléatoire

Ici, les moyennes n'ont pas le même effet structurant que pour les modèles gravitaires. Les répartitions se font en blocs par unité spatiales : en tête les configurations à base de points, suivies de celles construites sur les agrégats par commune, et enfin celles à base d'IRIS.

La répartition des normes semble pour sa part plus délicate à analyser et plus nuancée. Il n'y a pas vraiment de tendance nette.

De plus, si nous examinons les résultats des meilleures distributions véhicules/-temps dans le tableau 8.5, nous constatons la faible variabilité des formes des nuages. Celle-ci est confirmée par de faibles variations dans les écarts-types $\sigma(V)$ et $\sigma(T)$, dans les minima et dans les maxima.

Interprétation

Globalement, les répartitions des configurations sont tout à fait similaires à celles rencontrées lors de l'étude sur la recherche des meilleurs compromis véhicules/temps (cf. section 8.3). Dans le cadre des modèles gravitaires, nous pouvons même parler de quasi-mimétisme dans la répartition des configurations entre les distributions et les compromis. Cela confirme le classement pour ces instances, puisque les nuages de solutions, dans leur ensemble, se comportent comme les meilleures solutions prises individuellement.

Pour le modèle aléatoire, nous notons le même effet structurant des unités spatiales avec, dans l'ordre, le point, puis la commune et enfin l'IRIS. Comme nous l'avons souligné préalablement, en raison de l'homogénéité spatiale des demandes, due au caractère aléatoire de leurs générations, ce sont les points et communes qui sont privilégiés en raison, pour les premiers, de la totale connectivité du graphe offrant plus de chemins potentiels, et pour les secondes, de la forte connectivité à l'intérieur même de la structure.

À ce niveau d'analyse et au vu des premiers résultats affichés, nous pouvons associer des configurations d'optimisation à des objectifs. Si la minimisation des temps de parcours caractérise un objectif environnemental par exemple, alors la moyenne arithmétique semble la plus à même de remplir cette tâche, couplée à la norme L_∞ avec un graphe construit points-à-points : $(P \times M_1 \times L_\infty)$, pour les cas des instances des modèles (gravitaires 1 et 2, et aléatoire) testés.

Néanmoins, cette performance ne peut être atteinte sans que cela ne se fasse au détriment des retards comme nous le voyons dans la sous-section suivante.

Chapitre 8. Impact des métriques dans l'optimisation

Modèle gravitaire 1								
Config.	min(V)	max(V)	min(T)	max(T)	\bar{V}	\bar{T}	$\sigma(V)$	$\sigma(T)$
$(P \times M_1 \times L_\infty)$	30	95	34236	44982	56.89	40439.5	18.5806	2406.6
$(C \times M_1 \times L_\infty)$	32	97	38764	48364	60.24	43355.1	19.7778	2332.05
$(I \times M_1 \times L_\infty)$	33	93	35752	48198	58.72	42448.7	17.5055	3123.41
$(P \times M_1 \times L_1)$	32	97	37636	45806	57.65	41396.2	19.057	2310.09
$(I \times M_1 \times L_1)$	32	95	38610	49752	58.63	43703.5	18.3203	3001.2
$(C \times M_1 \times L_1)$	34	96	34506	45914	59.15	41015.3	18.7656	2835.47
$(P \times M_1 \times L_2)$	33	97	40684	49794	59.92	45788.6	18.5352	2425.34
$(I \times M_1 \times L_2)$	33	96	37102	45982	57.57	41731.5	17.6314	2181.4
$(C \times M_1 \times L_2)$	36	94	35838	50340	61.98	43839.8	15.8613	3681.66
$(P \times G \times L_\infty)$	27	83	41820	56984	45.4	50929.7	16.0237	3359.62
$(I \times G \times L_\infty)$	30	87	39140	57366	52.69	51819.4	16.074	4878.56
$(C \times G \times L_1)$	27	86	37978	55236	48.31	49496.6	17.5566	5131.02
$(P \times G \times L_2)$	28	77	42238	59518	46.1	53532.3	14.7909	4739.25
$(P \times G \times L_1)$	28	81	44112	62092	49.04	54173	16.5287	5520.22
$(C \times G \times L_\infty)$	27	83	41508	58804	48.33	52839.2	15.7576	4189.54
$(I \times G \times L_1)$	28	82	40578	57648	47.96	52172.7	15.2996	4309.51
$(I \times G \times L_2)$	28	85	40100	60172	49.84	53775.9	16.6341	5723.52
$(C \times G \times L_2)$	31	87	38256	55636	54.17	49405.2	16.0107	5303.7
$(I \times H \times L_1)$	26	48	51442	60872	34.36	57058.1	5.62942	2286.95
$(P \times H \times L_1)$	24	49	55280	64834	33.81	60031.4	7.70674	2561.78
$(P \times H \times L_2)$	25	46	53236	63172	33.72	58636.2	5.4094	2758.18
$(C \times H \times L_2)$	30	50	49276	57522	37.9	54374.9	5.39907	2020.31
$(I \times H \times L_\infty)$	28	44	52122	64614	34.95	59410.6	4.05802	3249.79
$(I \times H \times L_2)$	28	46	51120	62054	36.57	57842.7	5.19087	3149.3
$(C \times H \times L_1)$	29	47	54518	62954	36.19	58086.7	4.83466	1982.24
$(C \times H \times L_\infty)$	26	51	50396	62056	36.63	57887.1	7.36974	2943.16
$(P \times H \times L_\infty)$	25	45	55894	66374	34.32	61709.3	5.35888	2822.84
Modèle gravitaire 2								
Config.	min(V)	max(V)	min(T)	max(T)	\bar{V}	\bar{T}	$\sigma(V)$	$\sigma(T)$
$(P \times M_1 \times L_\infty)$	33	99	29400	36300	58.78	32832.9	18.6545	1974.98
$(P \times M_1 \times L_1)$	28	100	33706	43296	53.74	37835.4	20.7189	2651.44
$(P \times M_1 \times L_2)$	32	100	29918	37534	57.35	33423.8	18.8904	2223.19
$(C \times M_1 \times L_1)$	38	93	30882	41140	56.9	35603.8	14.9756	2993.99
$(C \times M_1 \times L_\infty)$	36	93	32832	43466	59.58	37043.2	15.9419	2690.11
$(I \times M_1 \times L_\infty)$	35	100	29896	37786	60.18	32856	17.8457	2548.17
$(I \times M_1 \times L_2)$	35	94	30330	39998	55.62	34496.7	16.6828	2762.04
$(C \times M_1 \times L_2)$	34	94	32630	43894	60.25	37920.7	17.0771	3009.83
$(I \times M_1 \times L_1)$	32	99	34276	45540	57.8	37995.4	17.7674	3149.91
$(P \times G \times L_\infty)$	26	81	34628	47900	44.8	43848	14.4575	3244.23
$(P \times G \times L_2)$	19	64	34762	45544	34.67	41451.2	13.0966	2413.1
$(C \times G \times L_1)$	29	83	39206	53050	51.09	47470.1	15.664	3990.82
$(P \times G \times L_1)$	24	74	39662	51790	42.69	48070.6	14.7978	3227.02
$(C \times G \times L_\infty)$	32	85	38386	50746	51.02	46757.9	14.735	3215.94
$(C \times G \times L_2)$	33	86	33148	45710	54.32	41271.9	14.8404	3416.97
$(I \times G \times L_2)$	29	77	46134	55086	48.19	51678.3	13.9231	1804.48
$(I \times G \times L_1)$	30	84	40600	53390	49.79	48032	16.0227	3752.34
$(I \times G \times L_\infty)$	27	77	34066	42974	44.25	40102.3	14.3857	2434.38
$(C \times H \times L_1)$	30	53	45862	53086	39.45	49958.6	6.98624	1886.31
$(P \times H \times L_\infty)$	23	47	44048	49184	30.88	47357.1	6.59284	1335.79
$(C \times H \times L_2)$	26	43	41894	46176	32.25	44046.5	4.86903	993.937
$(P \times H \times L_2)$	23	47	41668	45366	31.24	43814.8	7.42175	707.733
$(C \times H \times L_\infty)$	23	43	40982	47464	30.97	45083.5	5.0328	1332.9
$(P \times H \times L_1)$	23	47	52936	57468	30.95	55657.3	6.71919	1239.98
$(I \times H \times L_1)$	29	55	49458	54364	38.81	52234.3	7.70934	1084.77
$(I \times H \times L_\infty)$	28	52	46230	51210	36.92	47804.7	6.36503	1175.9
$(I \times H \times L_2)$	27	52	46704	52300	37.46	50108.7	7.37485	1471.03
Modèle aléatoire								
Config.	min(V)	max(V)	min(T)	max(T)	\bar{V}	\bar{T}	$\sigma(V)$	$\sigma(T)$
$(P \times G \times L_\infty)$	56	100	70668	88350	73.8	74941.5	13.1316	4709.9
$(P \times M_1 \times L_\infty)$	53	100	68022	86178	73.42	72750.4	13.6968	5210.94
$(P \times G \times L_1)$	52	99	73248	96162	71.01	79617.1	13.9603	6267.54
$(P \times M_1 \times L_1)$	61	99	70458	85484	76.63	74575.4	11.3971	3990.68
$(P \times H \times L_\infty)$	56	82	70774	80532	67.53	74472.4	7.47858	2193.94
$(P \times M_1 \times L_2)$	54	99	71182	90464	72.53	76227	13.3607	5354.96
$(P \times H \times L_2)$	54	100	73048	91454	73.89	78225.7	13.5815	5288.67
$(P \times G \times L_2)$	61	100	71836	88350	75.97	75866	11.4407	4398.02
$(P \times H \times L_1)$	54	100	72328	86178	71.82	75213.4	13.257	3535.29
$(C \times M_1 \times L_1)$	64	100	71912	86178	78.68	75377.4	9.86395	3669.83
$(C \times G \times L_\infty)$	68	100	71958	88350	80.42	76514.5	9.71306	4659.37
$(C \times G \times L_1)$	67	99	74056	92188	80.59	79543.1	9.17725	4943.98
$(C \times M_1 \times L_2)$	61	99	75580	96162	76.31	81620.8	11.3258	5638.98
$(C \times H \times L_\infty)$	63	100	74896	91454	79.39	79591.9	10.4679	4717.28
$(C \times G \times L_2)$	67	100	72454	88350	80.04	76696.8	9.69321	4287.02
$(C \times M_1 \times L_\infty)$	66	100	71498	86178	80.71	75805	10.1176	4345.93
$(C \times H \times L_1)$	64	100	71238	87952	79.9	76335.7	9.81275	4537.73
$(C \times H \times L_2)$	69	100	72420	85620	82.14	76514.2	8.87809	3555.05
$(I \times M_1 \times L_1)$	72	100	72124	86178	82.76	75945.3	7.90964	3789.57
$(I \times M_1 \times L_2)$	68	100	77100	91454	81.38	81099.2	9.74554	4196.3
$(I \times G \times L_2)$	70	99	71148	87242	82.31	76010.4	8.48728	4605.63
$(I \times G \times L_1)$	72	100	79914	96462	82.61	84316.4	8.07947	4479.05
$(I \times H \times L_1)$	82	100	78818	88350	87.97	80906.3	4.88151	2317.35
$(I \times H \times L_2)$	74	99	76814	90464	83.99	80179.3	7.4813	3857.18
$(I \times M_1 \times L_\infty)$	73	99	75354	92188	84.26	80960.7	7.87226	4680.93
$(I \times G \times L_\infty)$	74	100	76318	92440	84.76	81065.4	7.35543	4300.36
$(I \times H \times L_\infty)$	78	100	75842	85620	87.92	79167.4	5.94421	2719.37

TAB. 8.5: Détails des meilleures distributions V/T relevées par configuration

8.5.2 Distributions véhicules/retards

De façon similaire à la recherche de barycentres des distributions de solutions véhicules/temps, nous identifions les barycentres des distributions de solutions véhicules/retards pour les comparer selon la même méthode de classement.

La figure 8.7 illustre les barycentres des distributions de solutions véhicules/retards pour trois configurations.

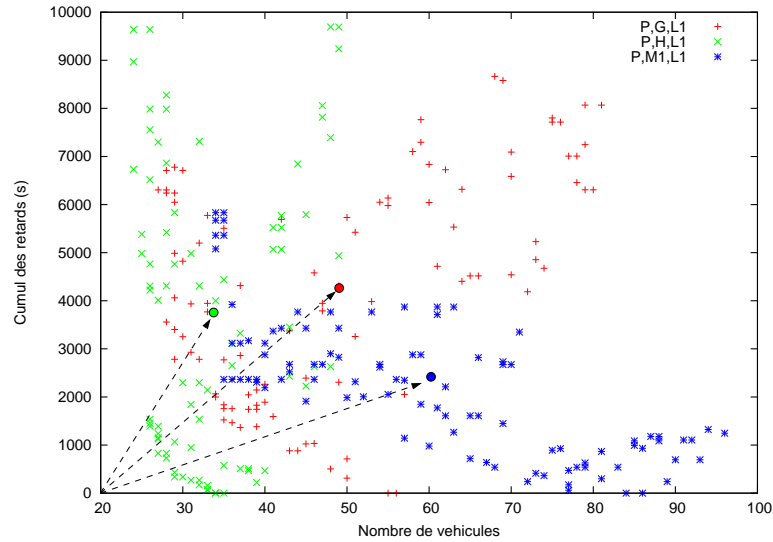


FIG. 8.7: Barycentres de trois distributions de solutions : $(P \times M_1 \times L_1)$ en bleu, $(P \times G \times L_1)$ en rouge et $(P \times H \times L_1)$ en vert

Comme auparavant, nous analysons d'abord les résultats issus des modèles gravitaires (tab. 8.6(a,b)) puis ceux issus du modèle aléatoire (tab. 8.6(c)).

Modèles gravitaires

Répartition des configurations. Pour le premier modèle, nous remarquons le double regroupement des configurations à la fois par moyenne et par norme. En effet, nous distinguons deux grands sous-groupes :

- les configurations aux normes L_1, L_2 , qui occupent conjointement le haut du classement ;
- les configurations à la norme L_∞ , qui sont presque toutes en bas de tableau.

Ensuite, à l'intérieur de chacun de ces sous-groupes, nous retrouvons une classification par moyenne : moyennes harmoniques en tête, géométriques en positions intermédiaires et les arithmétiques en queue.

Pour le second modèle gravitaire, les regroupements se font plutôt par moyenne et par unité spatiale. Les configurations à base de moyenne harmonique s'avèrent plus performantes, bien que trois d'entre elles affichent de moins bons résultats, chacune basée sur l'IRIS :

- $(I \times H \times L_2)$;
- $(I \times H \times L_1)$;
- $(I \times H \times L_\infty)$.

Les configurations aux moyennes géométriques et harmoniques suivent dans le classement et occupent des positions intermédiaires en termes de résultats.

Les normes n'ont, quant à elles, pas le même rôle structurant que les moyennes et les unités spatiales. Aussi, nous n'observons pas directement dans ce cas de tendances se dégageant particulièrement.

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
5	0	26	I	H	L2
6	0	20	P	H	L2
6	0	26	C	H	L1
8	1	24	C	H	L2
9	0	25	P	G	L2
9	2	24	I	H	L1
9	3	20	C	G	L1
9	3	24	I	G	L1
10	2	24	I	G	L2
11	1	25	P	G	L1
11	3	18	P	M1	L2
11	4	22	C	G	L2
11	7	18	C	M1	L1
12	5	23	C	M1	L2
12	7	20	I	M1	L1
13	0	26	P	H	Linf
13	2	25	P	H	L1
13	6	16	P	M1	L1
13	6	22	I	M1	L2
14	0	26	I	H	Linf
15	3	26	C	H	Linf
19	7	25	C	G	Linf
19	15	25	I	M1	Linf
19	16	24	P	M1	Linf
20	8	26	I	G	Linf
20	13	24	C	M1	Linf
22	11	26	P	G	Linf

(a) Gravitaire 1

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
5	0	22	C	H	L2
6	0	18	C	H	L1
6	0	18	P	H	L2
7	1	21	C	G	L2
8	0	26	C	H	Linf
9	0	23	P	H	Linf
10	0	24	P	H	L1
10	1	24	C	G	L1
10	3	17	P	M1	L1
10	5	22	P	M1	Linf
11	2	24	P	G	L2
11	4	20	P	M1	L2
12	6	16	I	M1	L2
13	1	25	P	G	L1
13	3	26	P	G	Linf
13	7	18	C	M1	L2
13	8	19	I	M1	Linf
13	8	21	C	M1	L1
14	2	23	C	G	Linf
14	6	20	C	M1	Linf
16	0	25	I	H	L2
16	4	25	I	G	L1
16	10	21	I	M1	L1
17	5	26	I	G	L2
19	13	25	I	H	L1
22	16	26	I	G	Linf
23	11	26	I	H	Linf

(b) Gravitaire 2

Pos.	Min.	Max.	Agr.	Moy.	Norme
4	0	10	I	M1	L1
5	1	13	C	M1	L2
6	1	14	C	G	L1
6	1	17	C	G	L2
6	2	13	I	M1	L2
7	0	15	C	M1	L1
7	1	14	I	G	L1
8	0	19	I	H	L2
8	0	23	I	H	L1
8	4	15	I	G	L2
9	0	15	C	H	L1
9	2	20	I	M1	Linf
10	1	20	C	H	L2
10	2	13	C	M1	Linf
12	6	18	I	G	Linf
14	6	21	I	H	Linf
15	1	22	P	M1	L1
15	3	20	P	M1	L2
16	3	22	P	G	L2
16	9	23	C	G	Linf
16	9	23	C	H	Linf
18	0	24	P	G	L1
19	3	23	P	H	L1
20	12	25	P	H	L2
23	20	25	P	M1	Linf
25	24	26	P	G	Linf
25	24	26	P	H	Linf

(c) Aléatoire

TAB. 8.6: Classement qualitatif des distributions véhicules/retards : classement moyen des performances des 27 configurations sur trois modèles, avec 10 instances par modèle.

Description des distributions des solutions. Le tableau 8.7 indiquent pour les deux modèles gravitaires une grande variabilité dans les formes des nuages de solutions selon la moyenne dont elles sont issues.

Si nous considérons les configurations à base de moyenne harmonique, les distributions associées ont des formes plus compactes, à en juger les plus faibles écarts-types $\sigma(V)$ et $\sigma(D)$, voire les moyennes \bar{V} et \bar{D} , et les faibles écarts entre les minima et les maxima.

En revanche, les distributions issues de configurations basées sur les moyennes géométrique et arithmétique ont des formes beaucoup plus étirées. Les écarts-types et moyennes plus grands, ainsi que de plus forts écarts entre les minima et les maxima de ces distributions viennent confirmer cet étirement.

Modèle aléatoire

L'unité spatiale joue le rôle structurant dans le classement des configurations. Celles basées sur des agrégats (IRIS ou communes) occupent le haut du tableau. À l'exception notable des configurations $(C \times G \times L_\infty)$ et $(C \times H \times L_\infty)$, elles sont toutes plus performantes que celles basées sur le point.

Les deux configurations énoncées et basées sur la norme L_∞ montrent la faiblesse de cette norme à favoriser la limitation des retards, puisque d'une manière générale, les configurations utilisant ladite norme sont toutes les moins performantes de chaque classement intermédiaire (par unité spatiale) : les trois dernières configurations du classement du groupe IRIS ou du groupe commune, ou encore du groupe point sont chacune basée sur une norme L_∞ .

Les normes L_1 et L_2 semblent avoir des comportements similaires au vu de leurs performances. Elles se démarquent en cela clairement de la norme L_∞ .

Concernant les meilleures distributions relevées (cf. tab. 8.7), nous notons une relative variabilité dans la forme des nuages, notamment sur les moyennes. Les différences sur les écarts-types demeurent moins grandes que celles enregistrées pour les modèles gravitaires.

Interprétation

Tout comme les distributions des configurations véhicules/temps présentaient une forte similitude dans leurs répartitions par rapport aux compromis véhicules/temps,

nous pouvons dire ici qu'il en est quasiment de même entre les répartitions des distributions et des compromis véhicules/retards, même si la ressemblance n'est pas aussi marquée (notamment pour le modèle gravitaire 2). De fait, nous confirmons à nouveau la validité des classements par la cohérence entre les meilleures solutions et les positions relatives des nuages de solutions.

Au vu de ces résultats, nous pouvons dire que si l'objectif principal d'une AOT consiste à satisfaire les clients et donc à les pénaliser le moins possible en termes de retard, alors la configuration la plus pertinente dans ce cas est d'utiliser la moyenne harmonique, couplée soit à la norme L_1 , soit la norme L_2 .

Quant à l'unité spatiale à utiliser pour bâtir le graphe de la desserte, nous pouvons difficilement trancher sur cette question, quand bien même les meilleurs compromis véhicules/retards sont obtenus en utilisant le point. En effet, des configurations basées sur des agrégats observent des résultats quasiment similaires. De plus, ces résultats varient d'un modèle gravitaire à un autre, ce qui montre la sensibilité de la granularité spatiale à la densité des requêtes par unité spatiale. Nous pouvons toutefois constater que l'absence de structure de flux peut être compensée, pour atteindre une efficacité raisonnable dans l'optimisation par l'AG, par l'agrégation spatiale des informations *via* un découpage adéquat.

8.6 Discussion et conclusion

La variation des résultats des différentes configurations d'optimisation analysées dans la cadre de l'algorithme génétique multi-objectifs nous invite à mener une réelle réflexion de fond sur la manière d'optimiser et sur les choix des métriques et des entités spatiales de référence à privilégier. Selon le type de territoire, et donc, selon tout ce qui lui est inhérent, des répartitions des populations au réseau routier en passant par les migrations pendulaires, varie(nt) la (les) configuration(s) d'optimisation « idéale(s) ».

Bien que nous n'analysions que trois moyennes, nous observons des différences significatives entre celles-ci. D'abord, nous relevons globalement les meilleures performances des moyennes harmonique et géométrique face à la moyenne arithmétique dans le cadre d'une minimisation du nombre de véhicules nécessaires et sur une configuration territoriale réaliste. Concernant la réduction des retards, les performances demeurent quasiment inchangées sur les mêmes configurations territoriales.

Chapitre 8. Impact des métriques dans l'optimisation

Modèle gravitaire 1								
Config.	min(V)	max(V)	min(D)	max(D)	\bar{V}	\bar{D}	$\sigma(V)$	$\sigma(D)$
(I \times H \times L ₂)	30	48	53752	64528	36.69	59969.8	4.81393	2894.37
(P \times H \times L ₂)	30	49	53388	62808	37.38	59291.3	4.95738	2547.18
(C \times H \times L ₁)	27	50	52472	63666	35.57	58826.2	6.19557	2824.4
(C \times H \times L ₂)	31	48	55448	64684	37.58	61839.3	4.71843	2169.69
(P \times G \times L ₂)	29	86	41632	65276	50.69	57348.9	17.255	6392.74
(I \times H \times L ₁)	30	52	55130	67022	38.87	61856.6	6.29389	3308.25
(C \times G \times L ₁)	27	86	37978	55236	48.31	49496.6	17.5566	5131.02
(I \times G \times L ₁)	29	90	40984	59872	52.57	53570.1	17.9043	5472.37
(I \times G \times L ₂)	28	90	41094	60388	51.75	54290.9	18.1055	5226.71
(P \times G \times L ₁)	26	86	40134	61514	48.46	54754.3	18.4002	5805.94
(P \times M ₁ \times L ₂)	31	95	37510	48760	58.05	43873.5	18.2397	2936.93
(C \times G \times L ₂)	33	84	39364	62514	54.25	54414.2	15.4935	7028.14
(C \times M ₁ \times L ₁)	36	97	37264	46994	59.69	42573.5	17.0989	2761.34
(C \times M ₁ \times L ₂)	36	96	37464	47870	60.9	43347.7	16.8401	2826.42
(I \times M ₁ \times L ₁)	34	99	39498	52528	59.58	46181.7	18.8065	3445.58
(P \times H \times L _∞)	26	48	55066	64558	35.89	60573.3	5.54598	3134.64
(P \times H \times L ₁)	27	45	54338	67138	33.78	62843.8	4.79912	3120.01
(P \times M ₁ \times L ₁)	32	97	39770	51008	57.76	45640	18.8648	2537.48
(I \times M ₁ \times L ₂)	36	95	38278	49648	59.97	45001.1	17.4594	3164.88
(I \times H \times L _∞)	30	49	56780	66536	37.57	62276.3	5.43554	2153.16
(C \times H \times L _∞)	30	56	53776	63724	40.05	60302	7.16572	2196.14
(C \times G \times L _∞)	30	88	41886	62644	52.09	56206.1	15.7937	5398.44
(I \times M ₁ \times L _∞)	35	98	36598	45326	61.85	41240.1	19.0123	2255.83
(P \times M ₁ \times L _∞)	33	91	36114	47022	57.05	42232.7	17.2519	2989.21
(I \times G \times L _∞)	28	90	40168	58912	51.41	52028.8	18.8436	4555.5
(C \times M ₁ \times L _∞)	35	88	37062	46172	58.3	42087.7	15.098	2598.32
(P \times G \times L _∞)	25	83	39866	58360	47.18	53395.9	16.535	4510.87
Modèle gravitaire 2								
Config.	min(V)	max(V)	min(D)	max(D)	\bar{V}	\bar{D}	$\sigma(V)$	$\sigma(D)$
(C \times H \times L ₂)	28	52	52096	57306	35.99	54761.1	6.9318	1305.65
(C \times H \times L ₁)	30	53	45862	53086	39.45	49958.6	6.98624	1886.31
(P \times H \times L ₂)	24	46	49992	56624	32.54	54128	6.02066	1486.81
(C \times G \times L ₂)	30	85	35404	48290	49.89	44176.6	15.6383	3549.35
(C \times H \times L _∞)	29	59	43376	46240	40.97	45141.5	9.47466	626.823
(P \times H \times L _∞)	23	47	44048	49184	30.88	47357.1	6.59284	1335.79
(P \times H \times L ₁)	25	46	50118	54842	32.59	53118.4	6.50245	1109.59
(C \times G \times L ₁)	26	66	37828	44534	41.3	41773.8	11.8004	1905.03
(P \times M ₁ \times L ₁)	28	99	27560	35082	55.98	30821.8	20.5436	2193.48
(P \times M ₁ \times L _∞)	34	88	29892	36604	56.78	32987.2	15.2247	1884.78
(P \times G \times L ₂)	25	78	35656	49714	45.59	44812.3	16.0873	4348.9
(P \times M ₁ \times L ₂)	27	98	27292	35350	54.33	31506.2	21.3911	2045.81
(I \times M ₁ \times L ₂)	35	94	30330	39998	55.62	34496.7	16.6828	2762.04
(P \times G \times L ₁)	23	78	34572	42070	40.48	39582.2	15.3945	1807.4
(P \times G \times L _∞)	27	72	38150	47302	43.59	44150.5	12.5444	2433.08
(C \times M ₁ \times L ₂)	32	98	27468	38016	58.26	31661	18.9772	2874.21
(I \times M ₁ \times L _∞)	38	97	34030	43842	62.23	37596.7	18.1328	2887.1
(C \times M ₁ \times L ₁)	35	100	29864	42416	59.72	34236.8	18.7067	3758.41
(C \times G \times L _∞)	28	83	33034	43850	45.69	41265.5	15.2707	2879.9
(C \times M ₁ \times L _∞)	36	93	32832	43466	59.58	37043.2	15.9419	2690.11
(I \times H \times L ₂)	30	56	44280	49086	40.7	47181.6	8.0343	999.752
(I \times G \times L ₁)	31	78	43014	55034	47.75	50468.8	13.3434	3331.01
(I \times M ₁ \times L ₁)	38	94	35034	44110	60.42	39048.3	15.0812	2707.49
(I \times G \times L ₂)	27	82	34530	46932	44.68	43478.3	15.8113	3584.48
(I \times H \times L ₁)	28	55	53512	60346	37.88	56609.7	8.06633	1654.24
(I \times G \times L _∞)	28	79	45916	55912	46	52334.1	14.777	2639.13
(I \times H \times L _∞)	29	56	51068	60588	39.95	57357.2	7.44228	2640.9
Modèle aléatoire								
Config.	min(V)	max(V)	min(D)	max(D)	\bar{V}	\bar{D}	$\sigma(V)$	$\sigma(D)$
(I \times M ₁ \times L ₁)	72	99	79798	96162	82.63	84362.2	7.58506	4287.77
(C \times M ₁ \times L ₂)	71	99	72698	85484	83.7	77348.7	8.6908	3987.31
(C \times G \times L ₁)	68	100	71690	87350	81.78	76290.1	8.85164	4025.48
(C \times G \times L ₂)	69	100	75788	89532	81.5	79620.1	9.25581	3973.4
(I \times M ₁ \times L ₂)	74	100	72266	86178	84.81	76881.5	7.57324	4285.74
(C \times M ₁ \times L ₁)	66	99	70608	87242	79.72	75498	9.62193	4258.21
(I \times G \times L ₁)	72	100	77672	91454	83.99	81964.4	8.09999	3824.05
(I \times H \times L ₂)	79	100	76024	85620	88.4	79497.7	5.66392	2624.52
(I \times H \times L ₁)	73	100	72862	86178	84.5	77127.5	7.03776	3874.2
(I \times G \times L ₂)	82	100	78798	88350	89.33	81375.9	5.14404	2680.71
(C \times H \times L ₁)	72	99	74128	90464	83.76	79596	7.02157	4052.86
(I \times M ₁ \times L _∞)	73	100	79886	96462	84.96	85679.4	7.97486	4911.18
(C \times H \times L ₂)	73	100	73300	88350	86.15	79004.7	7.67773	4412.47
(C \times M ₁ \times L _∞)	70	99	73980	90464	82.69	79069	8.74494	5174.62
(I \times G \times L _∞)	75	99	76720	90464	84.95	80498.6	7.28337	4093.66
(I \times H \times L _∞)	83	100	78818	88350	90.85	82008.8	4.76314	2826.26
(P \times M ₁ \times L ₁)	61	99	70930	92188	76.96	77435.9	11.048	5655.45
(P \times M ₁ \times L ₂)	59	100	72286	89532	76.55	77347.6	12.2126	5135.64
(P \times G \times L ₂)	62	100	71478	92440	79.04	78880.9	11.8059	6293.69
(C \times G \times L _∞)	68	100	73504	92440	82.17	80080.8	8.82956	4884.86
(C \times H \times L _∞)	67	99	71018	87242	81.49	77046.6	8.95376	4722.91
(P \times G \times L ₁)	60	99	71590	92188	75.74	77504.5	11.1603	5169.31
(P \times H \times L ₁)	61	100	75342	91454	78.03	80673.7	10.8457	4147.76
(P \times H \times L ₂)	56	100	73674	89532	75.36	78259.8	13.1419	4404.02
(P \times M ₁ \times L _∞)	62	100	70068	85620	79.62	75141	11.4698	4633.28
(P \times G \times L _∞)	56	100	70112	92440	75.73	77020.6	13.3093	6477.48
(P \times H \times L _∞)	56	100	74010	91454	76	79218.1	13.1924	5416.69

TAB. 8.7: Détails des meilleures distributions V/D relevées par configuration

A contrario, si la moyenne arithmétique fait preuve de faiblesse à minimiser le nombre de véhicules, elle montre sa capacité à réduire les temps de parcours et à fournir de meilleurs compromis véhicules/temps (au détriment du nombre de véhicules).

Les performances des normes sont plus difficiles à analyser et nous relevons les disparités de performances entre les répartitions spatiales et les objectifs à atteindre. Dans notre problème d'optimisation, la norme L_2 n'est pas forcément la meilleure approche et les normes L_1 ou L_∞ montrent leur capacité à optimiser davantage selon le contexte, même si la norme L_∞ est à manier avec précaution au vu de ses performances « binaires » (très bon ou très mauvais).

Quand bien même des récurrences sont observées dans les classements des configurations d'optimisation, il demeure difficile en l'état actuel d'associer une configuration d'optimisation à une structure spatiale de demande particulière, bien que des tendances se dégagent. De plus, l'utilité d'une configuration varie selon l'usage que nous en faisons. Ainsi, une bonne configuration pour réduire le nombre de véhicules peut engendrer d'importants temps de parcours ou causer des retards importants pénalisant le client.

Ainsi, les configurations d'optimisation apparaissent en lien direct avec le type d'objectif que nous souhaitons atteindre, qu'il soit économique, environnemental ou qu'il relève de la qualité de service au client.

Les instances utilisées pour cette analyse étant limitées à 100 requêtes, les résultats présentés et les analyses associées peuvent être différents pour des instances plus grandes ou plus petites. Nous pressentons que, pour des instances de tailles plus faibles (20, 30, 40 requêtes) issues des mêmes modèles gravitaires, les résultats escomptés se rapprocheraient certainement de ceux observés pour le modèle aléatoire. Pour des instances plus grandes (200, 300 requêtes), les résultats attendus viendraient probablement confirmer l'analyse que nous avons produite pour les modèles gravitaires. D'une manière générale, l'effet de densité des requêtes joue un rôle déterminant dans l'optimisation. C'est pour cela qu'avec de faibles densités, les résultats peuvent paraître disparates, alors qu'à l'inverse avec de fortes densités, de nettes récurrences de certaines configurations apparaissent. Ces conclusions restent à confirmer dans de futurs travaux.

Conclusion de la troisième partie

Dans cette partie, nous avons relaté deux aspects de la recherche menée dans cette thèse. Le premier aspect concerne le caractère opérationnel de nos méthodes d'optimisation d'un service de TAD. Sont ainsi présentés les résultats de simulations et d'expérimentations réelles. Le second aspect s'intéresse quant à lui à une dimension théorique liant le territoire à l'optimisation.

Ainsi le chapitre 7 présente les développements réalisés. Au vu des résultats affichés, nous voyons que l'optimisation d'un TAD de grande envergure (environ 200 demandes) nécessite moins d'une demi-heure de calcul. Selon la définition donnée par le CERTU, le temps-réel se situe en deçà de trente minutes comprenant toute la chaîne opérationnelle de la réservation du client jusqu'à sa prise en charge effective.

Néanmoins, il ne faut pas occulter l'aspect dynamique que revêt le temps-réel, c'est-à-dire définir des tournées à la volée en fonction des nouvelles demandes alors que le service a déjà démarré. Ce type de service de TAD qui relève du DARP dynamique, pose un réel problème d'efficacité dans la desserte et la pertinence des regroupements dus aux détours occasionnés.

Lors des expérimentations que nous avons menées, ces détours sont (in)validés grâce à une requête vers la base de données et n'engendrent pas de nouvelle optimisation. Ainsi, bien que statique, notre méthode tend vers le temps-réel. De plus, les résultats ont été obtenus sur des instances issues de modèles gravitaires et *a priori* réalistes, confortant ainsi l'intérêt de nos méthodes basées sur la convergence. Au regard des pratiques de mobilité et des résultats expérimentaux concluants, nous pouvons envisager un service de TAD, dépassant le cadre événementiel, en quasi temps-réel sur le territoire du Pays de Montbéliard.

Après cette étude opérationnelle, nous nous intéressons dans le chapitre 8 à un aspect plus théorique concernant le rapport entre les métriques servant à évaluer les objectifs et la configuration territoriale. À cette fin, nous avons réalisé un ensemble de statistiques concernant les classements moyens des configurations d'optimisation. Ces

classements concernent d'abord les meilleures solutions de compromis, puis ils renseignent sur la qualité de la distribution des solutions.

Les différences nettes de résultats observées sur des jeux d'instances réalistes (modèles gravitaires) et sur des jeux d'instances aléatoires nous conduisent à poser l'existence du lien entre la configuration d'optimisation d'une part et la structure territoriale, caractérisée par l'émanation des demandes. La qualité des solutions varie selon les configurations d'optimisation et selon le but recherché.

Quand bien même des tendances se dégagent quant à l'adéquation d'une configuration pour tel territoire, il demeure encore trop tôt pour affirmer avec certitude quelle configuration d'optimisation il faut adopter dans tel cadre territorial. C'est pourquoi nous posons cette question ouverte : quelle configuration d'optimisation pour quel territoire et pour quel usage ?

Conclusion

Nous soutenons la thèse que la prise en compte du territoire joue un rôle optimisant dans le déploiement d'un service de transport à la demande. En effet, les différents points abordés au cours de cette étude et les éléments étudiés concordent dans la thèse avancée.

En premier lieu, nous avons décrit le contexte actuel des transports en commun et justifié le besoin d'un transport intermédiaire au service taxi et au transport lourd (bus). Le besoin en mobilité exprimé par les usagers et le contexte énergétique et environnemental contribuent pour chacun à revaloriser le transport en commun au détriment de la voiture, elle-même devenue dans le même temps synonyme de nuisances.

Pour réaliser un transport en commun répondant aux nouvelles exigences de mobilité et contribuant au développement durable, il semble opportun d'utiliser les technologies de l'information et de la communication d'une part et les méthodes d'optimisation de DARP d'autre part. Le transport à la demande, dans sa forme idéale, est un service de DARP hautement flexible et adaptable. Équipé de ces technologies et utilisant de bonnes méthodes d'optimisation, le TAD est capable de répondre à une demande croissante à moindre coût. Pour faciliter davantage l'optimisation d'un service de TAD, nous utilisons la typologie des TAD établissant le rôle du territoire dans les formes existantes (Castex, 2007). C'est donc une démarche interdisciplinaire qui a motivé notre recherche et son déroulement. En effet, l'intégration même de cette typologie dans les algorithmes d'optimisation du DARP que nous avons produits, va bien au-delà de la simple démarche pluridisciplinaire.

La typologie des TAD et les formes dites en convergence traduisent les effets des polarités des espaces géographiques, mettant ainsi en évidence leur non-isomorphie. Les modèles évoqués dans le chapitre 3, et plus particulièrement le modèle gravitaire, formalisent ces interactions. Ces interactions peuvent être évaluées à deux niveaux de découpage territorial : IRIS et communes, dont nous avons connaissance sur le Pays de Montbéliard, notre terrain d'application.

Nous basant sur la polarité des territoires, nous mettons en évidence la convergence des flux (chap. 4) qui sont à la base de nos méthodes de résolution et de construction de graphes. Ces derniers constituent les supports d'application des algorithmes d'optimisation du TAD. Nous déterminons plusieurs niveaux de convergence, qui prêtent chacun à la mise en œuvre d'une structure particulière : monoconvergence, monodivergence, multiconvergence... Les formes les plus simples (mono-) traduisent généralement la desserte d'un lieu attractif comme une gare, tandis que la multiconvergence transcrit la réalité, où plusieurs polarités se manifestent et font émerger une structure de flux. L'utilisation des différents niveaux de découpage territorial contribue à mettre en exergue le métagraphe des demandes de transport, qui constitue la super-structure des déplacements, pouvant servir notamment à prépositionner des véhicules.

À l'aide des graphes construits, nous appliquons les algorithmes de résolution de tournées dédiés. Les premiers algorithmes sont consacrés au problème de desserte en monoconvergence et utilisent l'arbre couvrant tentaculaire (ACT), un objet spécifiquement conçu pour résoudre le TAD dans cette topologie. Pour rappel, une branche de l'ACT indique le chemin à parcourir par le véhicule affecté et le nombre de branches correspond au nombre de véhicules requis. Ainsi, le premier algorithme utilise une méthode incrémentale pour énumérer exhaustivement les ACT du graphe. Le deuxième algorithme, de type « parcours en largeur », est plus économique en ressources et cherche les ACT optimaux du graphe (ceux ayant le moins de branches). Le troisième algorithme développé pour la monoconvergence est génétique et agrège un ensemble d'objectifs. Ces trois algorithmes concluent une première phase de recherche consacrée à la mise en place de services spécifiques tels que la desserte du « Marché de Noël » (chap. 7).

Aux vues des bons résultats opérationnels de l'algorithme génétique, nous avons décidé de poursuivre dans cette voie pour généraliser notre méthode à la multiconvergence. Néanmoins, soucieux des problèmes engendrés par l'agrégation d'objectifs que sont la mise à l'écart de bonnes solutions potentielles et le manque d'exploration de l'espace de solutions, nous réorientons nos développements vers une solution méthodologique intégrant une optimisation multi-objectifs se basant sur une approche Pareto pour explorer au mieux l'espace de solutions et fournir ainsi un plus grand choix de solutions opérationnelles. Le choix de NSGA-II nous permet alors d'optimiser simultanément un ensemble d'objectifs antagonistes et d'explorer largement le front de solutions. La grande diversité de solutions produites est un atout pour l'AOT, dernière à décider de la solution à mettre en application.

De plus, notre volonté de jouer préférentiellement sur tel aspect de l'optimisation ou tel autre nous a amené à reconsidérer la manière d'optimiser un objectif. C'est pourquoi, nous nous sommes penchés sur la moyenne généralisée de Hölder pour réduire les temps de parcours et sur les normes L_p pour minimiser les retards. L'intégration de ces fonctions dans notre méthode vient corroborer la thèse selon laquelle les paramètres d'optimisation sont à moduler selon la topologie du territoire d'application du service et selon le type du service (priorité à la réduction du nombre de véhicules ou des émissions de polluants ?)

Pour valider la thèse (chap. 7), nous avons généré des instances de transport à partir d'un modèle gravitaire et représentatives de la réalité observée sur le Pays de Montbéliard. Les jeux d'essais produits ont aidé à simuler les différents services mis en application (Mod'Gen) et ceux qui pourraient voir le jour (service généralisé en multiconvergence). Les résultats observés sur les temps de calcul viennent conforter le caractère opérationnel de nos applications. Face à une forte montée en charge, les algorithmes génétiques font preuve d'efficacité dans leur capacité à produire de bonnes solutions. De plus, les résultats de l'opérateur de mutation montrent son intérêt à faire converger plus rapidement la recherche vers de bonnes solutions.

Le dernier chapitre de la thèse présente une étude sur les métriques et leur impact sur l'optimisation dans le cadre de la multiconvergence. Les observations relevées sur les modèles gravitaires d'une part et le modèle aléatoire d'autre part montrent des différences significatives entre les deux types de modèle. En revanche, des similitudes apparaissent nettement entre les deux modèles gravitaires. De plus, les performances des configurations d'optimisation varient selon l'objectif prioritaire. Que celui-ci soit la recherche du plus faible nombre de véhicules requis ou qu'il soit la réduction des retards, la configuration d'optimisation « idéale » peut varier du tout au tout. Pour l'heure, nous observons des régularités dans les meilleures configurations à adopter dans certains cas de figures et selon l'usage que nous souhaitons. Néanmoins, il demeure encore trop tôt pour affirmer le bon usage d'une configuration pour un contexte particulier.

D'un autre point de vue, ces observations militent en faveur d'une recherche plus poussée sur la moyenne généralisée de Hölder et la distance de Minkowski, pour comprendre la sémantique cachée de ces outils mathématiques dans le cadre d'une optimisation de service de TAD. En outre, ces mêmes observations viennent confirmer notre thèse que le territoire joue un rôle fondamental dans l'optimisation d'un service de transport et qu'il doit y être intégré.

Perspectives. Maintenant que nous avons défendu la thèse avancée, nous pouvons nous interroger sur le lien sémantique existant entre les outils mathématiques et les topologies de l'espace. Pour cela, de nouveaux résultats demeurent à produire, notamment en utilisant les configurations d'optimisation, mentionnées dans cette thèse, mais non utilisées. Ces résultats, issus d'optimisations similaires avec une approche Pareto, contribueront certainement à maîtriser davantage les mécanismes sous-jacents à l'exploration de l'espace des solutions avec différentes métriques.

Bien des méthodes restent à étudier. L'algorithme d'énumération d'une part et le parcours en largeur d'autre part sont à compléter et à approfondir, afin de produire des solutions exactes et repousser leurs limites de calculs. D'autres pistes sont à envisager, comme les méthodes hybrides couplant des types d'algorithmes différents, tels les algorithmes génétiques avec une méthode tabou en recherche locale. Ces méthodes hybrides se montrent souvent pertinentes pour explorer davantage le front de solutions.

L'algorithme génétique que nous avons développé (dans sa forme la plus aboutie), est basé sur NSGA-II. Or, si nous souhaitons dériver notre moteur d'optimisation vers d'autres cœurs d'application (SPEA, PAES¹ et leurs extensions), il faut nécessairement réécrire une partie du code. Ainsi, à des fins de réutilisabilité, il semble opportun d'utiliser des plates-formes d'optimisation telles que Paradiseo (INRIA, 2008). Cet outil implémente un ensemble d'algorithmes évolutionnistes et nous permettrait ainsi d'effectuer des comparaisons immédiates d'efficacité des différents algorithmes sur le problème d'optimisation du TAD.

De plus, les bons résultats affichés de l'algorithme génétique avec l'approche Pareto nous invitent à considérer davantage son utilisation dans les problèmes d'aménagement du territoire et plus spécifiquement dans les problèmes d'aménagement urbain. Au moment où nous parlons de « ville durable », les métaheuristiques pourraient effectivement aider les aménageurs à (re)penser les villes de demain, en intégrant tous les objectifs de réduction des émissions de gaz à effet de serre, de limitation des rejets de déchets ou encore de l'abaissement des distances à parcourir...

En outre, le fait que le territoire intervient dans l'optimisation de transport nous laisse supposer que ce type de phénomène existe également dans d'autres problèmes d'optimisation et que d'une manière générale, les problèmes ne doivent pas être étudiés isolément, mais au contraire que leur résolution doit s'inscrire dans une démarche interdisciplinaire. Car c'est probablement avec cette approche que de nouvelles méthodes d'optimisation efficaces verront le jour.

¹*Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (Zitzler et Thiele, 1998b), *Pareto archived evolution strategy* (Knowles et Corne, 1999)

Annexes

Annexe A

De l'utilité des graphes

Introduction

Dans un premier temps, nous allons rappeler des éléments de base concernant la théorie des graphes, ainsi qu'un ensemble de définitions issues de plusieurs sources (Berge, 1957; Prins, 1994; Cormen *et al.*, 1996; Mathis, 2003), qui serviront à la compréhension de ce document.

A.1 Définitions générales sur les graphes

Un *graphe orienté* G est constitué d'un ensemble V fini d'éléments $x_i, i \in \mathbb{N}$, et d'une *famille* E des produits cartésiens $V \times V$ appelés *arcs*. Un élément de $V \times V$ peut apparaître plusieurs fois dans l'ensemble E .

Chaque arc possède deux extrémités : une initiale et une terminale. Lorsque cette distinction n'est pas faite, le graphe est *non-orienté* et est alors constitué d'un *ensemble d'arêtes*.

A.1.1 Les graphes orientés

Les p -graphes

D'une manière générale, un p -graphe admet au plus p occurrences d'un arc a . De manière plus formelle, cela se traduit de la manière suivante.

Soit $G = (V, E)$ un p -graphe tel que :

- $V = x_i, i \in \mathbb{N}$, avec $|V| = n$ le nombre de sommets du graphe G ;
- $E = V \times V$ (ou V^2), la famille d'arcs du graphe G avec $|E| = m$;
- $\exists (x, y) \in V^2$, exprimant la relation $x \rightarrow y$ (ou $x \mathcal{R} y$, et $(y, x) \notin E$) ;
- $\exists a_i = (x, y), i \leq p \in \mathbb{N}$, traduisant le nombre d'occurrences de l'arc (x, y) compris entre 0 et p .

Pondération La pondération d'un arc (x, y) marque le coût de passage du sommet x au sommet y .

Boucle Une boucle est un arc (x, x) , i.e. les extrémités initiale et terminale sont confondues.

Degré d'un sommet Le degré d'un sommet x de G , $d_G(x)$, est le nombre d'arcs incidents à ce sommet. Il correspond à la somme du *demi-degré extérieur* du sommet x (nombre d'arcs partant de x , $d_G^+(x)$) et du *demi-degré intérieur* (nombre d'arcs sortant de x , $d_G^-(x)$). Donc $d_G(x) = d_G^+(x) + d_G^-(x)$. N.B. Un sommet isolé a un degré nul.

Par ailleurs, nous définissons également les degrés minimal ($\delta(G)$) et maximal ($\Delta(G)$) d'un graphe G , correspondant respectivement au nombre minimal et maximal d'arcs incidents en tout sommet x de G :

$$\delta(G) = \min_{x \in G} d_G(x) \text{ et } \Delta(G) = \max_{x \in G} d_G(x)$$

Si $\delta(G) = \Delta(G)$, le graphe G est dit *régulier*.

Arcs adjacents Deux arcs sont dits adjacents si au moins une de leurs extrémités est commune aux deux arcs.

Successeurs et prédécesseurs Soit $(x, y) \in V^2$ avec $(x, y) \in E$ un arc de G :

- y est le *successeur* de x ;
- x est le *prédécesseur* de y ;

x et y sont *voisins*.

Chaîne Une chaîne de longueur p est la suite finie (s_0, \dots, s_p) de sommets de G .

Les 1-graphes

Dans un 1-graphe, il n'existe qu'une seule occurrence d'arc (x, y) reliant x et y : $\forall (x, y) \in E, (x, y)$ est unique.

La *densité* d'un graphe G à n sommets correspond au rapport entre m le nombre d'arcs du graphe et n^2 le nombre d'arcs maximal que G pourrait comporter : $\frac{m}{n^2}$.

Si l'on modélise une carte routière sous forme de graphe, un carrefour a en moyenne 3 routes par carrefour. Donc nous avons :

- le degré moyen du graphe : 3, d'où $m = 3n$;
- le nombre maximal d'arcs : n^2 ;
- la densité du graphe : $\frac{3}{n}$.

A.1.2 Les graphes non-orientés

Dans le cas d'un graphe non-orienté, la relation existant entre les sommets x et y est une *arête* notée xy .

Arête incidente et voisin Deux sommets x, y de V sont *adjacents* s'ils sont l'extrémité d'une même arête de E . L'arête xy est donc *incidente* à x et à y . Deux arêtes ayant un sommet x en commun sont dites *incidentes en x* . Les *voisins* d'un sommet $x \in V$ d'un graphe $G(V, E)$ sont les sommets $y \in V$ de G tels que l'arête xy soit une arête de G ($xy \in E$).

Densité d'un graphe simple Un graphe simple est un 1-graphe à n sommets et m arêtes. Le nombre d'arêtes possible correspond à : $\frac{n(n-1)}{2}$. La densité d'un graphe simple vaut donc : $\frac{2m}{n(n-1)}$.

Degré d'un sommet Le degré d'un sommet x d'un graphe G non-orienté $d_G(x)$ correspond au nombre de voisins de ce sommet. Un sommet isolé a un degré nul et le degré d'un sommet pendant vaut 1. Dans le cas où tous les degrés du graphe sont égaux (degré d), le graphe est dit *régulier* de degré d ou d -régulier.

A.1.3 Quelques graphes particuliers...

Les propriétés énoncées ici concernent aussi bien les graphes orientés que non-orientés.

Généralités

Degré des sommets d'un graphe La somme des degrés des sommets d'un graphe $G(V, E)$ est paire : $\sum_{x \in V} d_G(x) = 2|E|$.

Distance et diamètre Soient deux sommets x, y d'un graphe $G(V, E)$. La distance $d(x, y)$ est la longueur de la plus courte chaîne entre x et y . Le diamètre de $D(G)$ d'un graphe G correspond à la plus grande distance possible dans un graphe, i.e. $D(G) = \max_{x, y \in G} d(x, y)$.

Graphe symétrique

Un graphe orienté $G(V, E)$ est *symétrique* si pour tout arc (x, y) de G , il existe dans E l'arc (y, x) . Plus formellement, $\forall (x, y) \in V^2 | (x, y) \in E \Rightarrow (y, x) \in E$. N.B. Un graphe non-orienté est symétrique.

Graphe anti-symétrique

Un graphe orienté $G(V, E)$ est *anti-symétrique* si pour tout arc (x, y) de G , il n'existe pas dans E d'arc (y, x) , i.e. $\forall (x, y) \in V^2 | (x, y) \in E \Rightarrow (y, x) \notin E$

Graphe complémentaire

Le graphe complémentaire de $G(V, E)$ noté $\overline{G}(V, \overline{E})$ est le graphe sur le même ensemble de sommets dans lequel deux sommets sont reliés si et seulement s'ils ne sont pas adjacents dans G .

Graphe inverse

Soit $G(V, E)$ un graphe orienté. Le graphe inverse de G noté $\tilde{G}(V, \tilde{E})$, est le graphe sur le même ensemble de sommets dans lequel deux sommets x, y sont reliés par l'arc

(x, y) si et seulement si x est le successeur de y dans G .

Sous-graphe

Soit $G(V, E)$ un graphe. Le graphe $G'(V', E')$, pour lequel $V' \subset V$ et E' est une restriction à $V' \times V'$, est le *sous-graphe* de G engendré par V' . Si $V' = V$ et $E' \subseteq E$ alors G' est un graphe partiel de G (graphe G auquel on a retiré des arêtes).

Arbre

Un arbre $A(V, E)$ est un graphe connexe sans cycle, ayant une arête de moins que de sommets.

Union et intersection de deux graphes

L'union de deux graphes $G(V, E)$ et $H(W, F)$ (resp. l'intersection), notée $G \cup H$ (resp. $G \cap H$) est le graphe dont l'ensemble des sommets correspond à $V \cup W$ (resp. $V \cap W$) et l'ensemble des arêtes à $E \cup F$ (resp. $E \cap F$).

Clique et graphe complet

Un graphe $G(V, E)$ d'ordre n vérifiant $\delta(G) = \Delta(G) = n - 1$ est dit *complet* à n sommets, noté K_n , et s'appelle une n -clique.

Un graphe complet à n sommets est un graphe contenant $\frac{n(n-1)}{2}$ arêtes avec un diamètre de $n - 1$ et une distance de 1 entre tous les sommets de V .

Graphe biparti

Un graphe $G(V, E)$ est *biparti* s'il existe une partition de V en deux classes V_1 et V_2 telles que tout élément de E a une extrémité dans V_1 et l'autre dans V_2 .

Graphe biparti complet Un graphe biparti est dit *complet* si tout sommet de V_1 est *adjacent* à tout sommet de V_2 . Si $|V_1| = p$ et $|V_2| = q$, on note $K_{p,q}$ ce graphe biparti complet. Un graphe $K_{p,q}$ admet $p + q$ sommets, $p \times q$ arêtes et le degré des sommets de V_1 (resp. V_2) vaut q (resp. p). Enfin le diamètre de $K_{p,q}$ est $D(K_{p,q}) = 2$.

Couplage d'un graphe

L'ensemble des arêtes n'ayant pas d'extrémités communes deux à deux constitue le couplage du graphe.

Graphe équilibré

Un graphe G est équilibré s'il est biparti et si chaque ensemble de la bipartition est de même taille. Les graphes bipartis complets, pour lesquels $p = q$ sont des graphes équilibrés.

Graphe planaire

Un graphe G est *planaire* si l'on peut dessiner ce graphe sur un plan sans qu'aucune arête ne se croise.

Les arbres couvrants

Un arbre couvrant $A(V, E)$ est un sous-graphe de $G(V, E)$ contenant tous les sommets de G .

A.2 Représenter le territoire avec un graphe

La représentation de certaines structures matérielles, telles que les réseaux routier, électrique... repose sur la théorie des graphes. La bonne circulation des véhicules pour l'un et la bonne diffusion de l'électricité pour l'autre sont conditionnées par la capacité du réseau à pouvoir transmettre en tout point du réseau et sont liées à la connexité et à la connectivité du réseau.

A.2.1 Connexité

Un graphe G est connexe s'il existe une chaîne entre toute paire de sommets. Lorsque le graphe G n'est pas connexe, l'on distingue $p > 1$ sous-graphes isolés et eux-mêmes connexes appelés composantes connexes du graphe, p indiquant le nombre de connexité de G . N.B. Un sommet x isolé du graphe est lui-même une composante connexe car il

existe une chaîne vers lui-même, c'est la réflexivité de la relation xRy où $y = x$, et cette chaîne est de longueur 0.

Par extension, on associe la connexité à l'intensité des relations entre les nœuds du graphe, c'est-à-dire à la capacité d'un nœud de rejoindre les autres nœuds du réseau.

Remarque Un parcours du graphe G n'est possible que si celui-ci est connexe.

A.2.2 Connectivité

Bien qu'il y ait plusieurs acceptions rendant compte de la connectivité, celle-ci indique, dans l'étude des réseaux, la capacité d'accès à un espace *via* plusieurs itinéraires. Plus le nombre de chemins augmente, plus l'indice de connectivité est élevé. Accroître ainsi la connectivité revient à diminuer le risque d'isolement dû aux ruptures de liaisons sur le réseau.

A.2.3 Exemples

Le réseau arborescent de la figure A.1(a) peut facilement être sujet à une rupture car il suffit d'une arête supprimée pour que toute une partie de l'arbre soit inaccessible. De même, le réseau en étoile de la figure A.1(b) est tout aussi vulnérable à une rupture de liaison et impose de surcroît un passage par le centre du réseau. En revanche, le réseau treillé (fig. A.1(c)) supporte une coupure de liaison et permet l'accès aux autres points du graphe par l'intermédiaire de chemins alternatifs, ce qui se traduirait dans le cas d'un véritable réseau routier par la nécessité d'avoir davantage de routes et donc par des coûts supplémentaires en infrastructure.

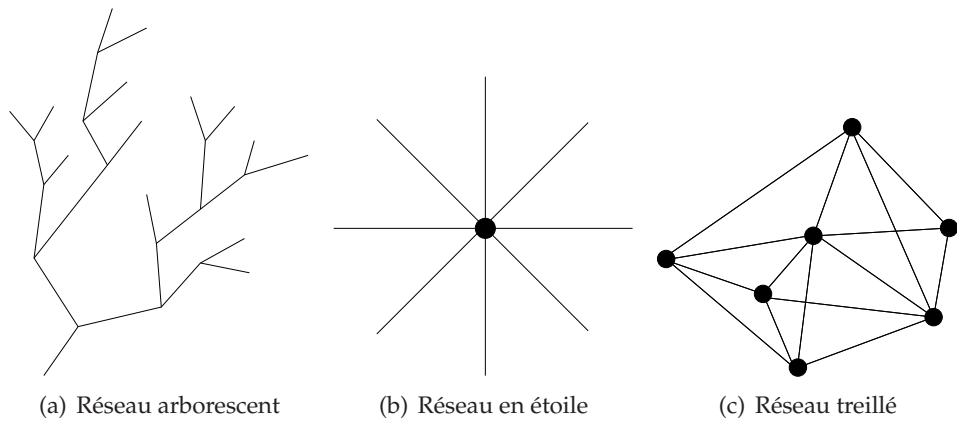


FIG. A.1: Quelques exemples de réseaux

A.2. Représenter le territoire avec un graphe

Sommets à ajouter	arc incident	ACT
0, 1		$((0), (1))$
2		$((0), (1), (2))$
	$\langle 0, 2 \rangle$	$((0, 2), (1))$
3		$((0), (1), (2), (3)); ((0, 2), (1), (3))$
	$\langle 1, 3 \rangle$	$((0), (1, 3), (2)); ((0, 2), (1, 3))$
4		$((0), (1), (2), (3), (4)); ((0, 2), (1), (3), (4))$ $((0), (1, 3), (2), (4)); ((0, 2), (1, 3), (4))$
	$\langle 1, 4 \rangle$	$((0), (1, 4), (2), (3)); ((0, 2), (1, 4), (3))$
5		$((0), (1), (2), (3), (4), (5)); ((0, 2), (1), (3), (4), (5))$ $((0), (1, 3), (2), (4), (5)); ((0, 2), (1, 3), (4), (5))$ $((0), (1, 4), (2), (3), (5)); ((0, 2), (1, 4), (3), (5))$
	$\langle 0, 5 \rangle$	$((0, 5), (1), (2), (3), (4))$ $((0, 5), (1, 3), (2), (4)); ((0, 5), (1, 4), (2), (3))$
	$\langle 1, 5 \rangle$	$((0), (1, 5), (2), (3), (4)); ((0, 2), (1, 5), (3), (4))$
	$\langle 2, 5 \rangle$	$((0), (1), (2, 5), (3), (4)); ((0, 2, 5), (1), (3), (4))$ $((0), (1, 3), (2, 5), (4)); ((0, 2, 5), (1, 3), (4))$ $((0), (1, 4), (2, 5), (3)); ((0, 2, 5), (1, 4), (3))$
	$\langle 3, 5 \rangle$	$((0), (1), (2), (3, 5), (4)); ((0, 2), (1), (3, 5), (4))$ $((0), (1, 3, 5), (2), (4)); ((0, 2), (1, 3, 5), (4))$ $((0), (1, 4), (2), (3, 5)); ((0, 2), (1, 4), (3, 5))$
6		$((0), (1), (2), (3), (4), (5), (6)); ((0, 2), (1), (3), (4), (5), (6))$ $((0), (1, 3), (2), (4), (5), (6)); ((0, 2), (1, 3), (4), (5), (6))$ $((0), (1, 4), (2), (3), (5), (6)); ((0, 2), (1, 4), (3), (5), (6))$ $((0, 5), (1), (2), (3), (4), (6)); ((0, 5), (1, 3), (2), (4), (6))$ $((0), (1, 5), (2), (3), (4), (6)); ((0, 2), (1, 5), (3), (4), (6))$ $((0), (1), (2, 5), (3), (4), (6)); ((0, 2, 5), (1), (3), (4), (6))$ $((0), (1, 3), (2, 5), (4), (6)); ((0, 2, 5), (1, 3), (4), (6))$ $((0), (1, 4), (2, 5), (3), (6)); ((0, 2, 5), (1, 4), (3), (6))$ $((0), (1), (2), (3, 5), (4), (6)); ((0, 2), (1), (3, 5), (4), (6))$ $((0), (1, 3, 5), (2), (4), (6)); ((0, 2), (1, 3, 5), (4), (6))$ $((0), (1, 4), (2), (3, 5), (6)); ((0, 2), (1, 4), (3, 5), (6))$
	$\langle 1, 6 \rangle$	$((0), (1, 6), (2), (3), (4), (5)); ((0, 2), (1, 6), (3), (4), (5))$ $((0, 5), (1, 6), (2), (3), (4))$ $((0), (1, 6), (2, 5), (3), (4)); ((0, 2, 5), (1, 6), (3), (4))$ $((0), (1, 6), (2), (3, 5), (4)); ((0, 2), (1, 6), (3, 5), (4))$
	$\langle 3, 6 \rangle$	$((0), (1), (2), (3, 6), (4), (5)); ((0, 2), (1), (3, 6), (4), (5))$ $((0), (1, 3, 6), (2), (4), (5)); ((0, 2), (1, 3, 6), (4), (5))$ $((0), (1, 4), (2), (3, 6), (5)); ((0, 2), (1, 4), (3, 6), (5))$ $((0, 5), (1), (2), (3, 6), (4)); ((0, 5), (1, 3, 6), (2), (4))$ $((0), (1, 5), (2), (3, 6), (4)); ((0, 2), (1, 5), (3, 6), (4))$ $((0), (1), (2, 5), (3, 6), (4)); ((0, 2, 5), (1), (3, 6), (4))$ $((0), (1, 3, 6), (2, 5), (4)); ((0, 2, 5), (1, 3, 6), (4))$ $((0), (1, 4), (2, 5), (3, 6)); ((0, 2, 5), (1, 4), (3, 6))$
	$\langle 4, 6 \rangle$	$((0), (1), (2), (3), (4, 6), (5)); ((0, 2), (1), (3), (4, 6), (5))$ $((0), (1, 3), (2), (4, 6), (5)); ((0, 2), (1, 3), (4, 6), (5))$ $((0), (1, 4, 6), (2), (3), (5)); ((0, 2), (1, 4, 6), (3), (5))$ $((0, 5), (1), (2), (3), (4, 6)); ((0, 5), (1, 3), (2), (4, 6))$ $((0), (1, 5), (2), (3), (4, 6)); ((0, 2), (1, 5), (3), (4, 6))$ $((0), (1), (2, 5), (3), (4, 6)); ((0, 2, 5), (1), (3), (4, 6))$ $((0), (1, 3), (2, 5), (4, 6)); ((0, 2, 5), (1, 3), (4, 6))$ $((0), (1, 4, 6), (2, 5), (3)); ((0, 2, 5), (1, 4, 6), (3))$ $((0), (1), (2), (3, 5), (4, 6)); ((0, 2), (1), (3, 5), (4, 6))$ $((0), (1, 3, 5), (2), (4, 6)); ((0, 2), (1, 3, 5), (4, 6))$ $((0), (1, 4, 6), (2), (3, 5)); ((0, 2), (1, 4, 6), (3, 5))$

TAB. A.1: Déroulement pas à pas de l'AEE sur le DAG D

Annexe B

Quelques éléments de complexité

Introduction

La complexité peut être vue de manière polysémique. Sous la même appellation, nous retrouvons soit la complexité algorithmique utilisée en informatique, soit la théorie de la complexité étudiée en physique notamment, ou en géographie (Dauphiné, 2003).

B.1 En informatique

B.1.1 Définition

En informatique, la complexité caractérise la difficulté d'un problème ou du moins la *calculabilité* d'un problème. En informatique, pour évaluer l'efficacité d'un algorithme, l'on recourt à celle-ci, bien plus révélatrice qu'un temps d'exécution qui ne mettrait finalement en valeur que la machine exécutant le programme.

La complexité représente donc le nombre d'opérations de l'algorithme, de telle sorte que cette évaluation demeure indépendante de toute machine ou langage de programmation.

C. Prins (1994) définit la complexité comme suit : « la complexité d'un algorithme A est une fonction $C_A(N)$, donnant le nombre d'instructions caractéristiques exécutées par A dans le pire des cas pour une donnée de taille N . »

À titre d'exemples, la complexité de l'algorithme de Dijkstra de recherche de plus court chemin est de l'ordre de $O(m \times \log(n))$ dans sa version dite « avec tas », quant à

celle de l'algorithme de Floyd établissant un distancier des plus courts chemins points-à-points d'un graphe, elle s'élève à $O(n^3)$.

B.1.2 Classe de complexité des problèmes de transport

Les problèmes de transport appartiennent à la classe *NP* (*Non-déterministe Polynomial*) de complexité, c'est-à-dire la famille de problèmes pouvant être décidés, sur une machine non-déterministe, à l'aide d'algorithmes dont les solutions produites sont de longueur polynomiale.

On appelle *machine déterministe* une machine telle que l'action à effectuer est unique et dictée par l'état en cours de la machine. *A contrario* une machine est dite *non-déterministe* lorsque plusieurs actions sont possibles pour un état de la machine.

Par exemple, la détection d'un cycle eulérien dans un graphe est un problème de la classe *P* (déterministe Polynomial), tandis que la recherche d'un parcours hamiltonien est un problème *NP*.

Les problèmes dans la classe *NP* pourraient (en théorie) être résolus en énumérant exhaustivement toutes les combinaisons possibles. Néanmoins, cette énumération pourrait requérir des temps de calcul humainement absurdes (plusieurs années voire des millions !...).

C'est le cas des problèmes de transport, dont le DARP et le transport à la demande.

B.2 En physique

Les sciences physiques s'intéressent à la complexité du réel. Un système est dit complexe lorsque le nombre de parties le composant est très élevé, ce qui nous amènerait à dire finalement que tous les systèmes seraient complexes. Or des systèmes peuvent être très simples une fois décomposés, d'où une part d'ambiguïté dans la décomposition d'un système.

Le problème de la complexité réside dans la description du système étudié, qui, bien que décrit avec quelques variables d'état simples à un instant précis, couvre un nombre extrêmement grand de combinaisons possibles. Considérons un nuage de gaz à un instant t , pour lequel nous connaissons toutes les positions des atomes. Il demeure impossible de définir l'état de ce nuage à un instant $t + 1$, en raison de l'explosion

combinatoire des possibilités. Le nombre de solutions serait plus grand que le nombre d'atomes composant l'univers.

En cela, la complexité constitue une épreuve de force pour les mathématiques, en raison du trop grand nombre de variables d'état à modéliser.

Lien entre les différentes acceptions

Si l'on devait lier les différentes acceptions de la complexité, leur rapport réside dans le besoin de décrire ou de mesurer une chose difficilement quantifiable.

Annexe C

Outils développés

Introduction

Ce chapitre se veut être une description technique des outils développés dans le cadre de cette thèse. Nous étudions le fonctionnement de trois applications, chacune dévolue à un besoin spécifique et conçue à une étape précise de réflexion dans la thèse.

Par ailleurs, un format XML de fichier décrit la demande dans ses différentes requêtes. Ce format a subi une légère évolution (simplification) lors du passage de la résolution de la monoconvergence à son extension en multiconvergence.

Sont ainsi décrites successivement les applications suivantes :

- la construction du DAG monoconvergent (monodivergent) couplée à la résolution de la monoconvergence (monodivergence) ;
- la construction du graphe lors de la multiconvergence directement suivie de la résolution d’une instance de requêtes en multiconvergence ;
- la génération d’instances de simulation, aléatoire ou basée sur un modèle gravitaire ou semi-gravitaire.

C.1 Le cas de la monoconvergence

Initialement développée pour calculer des ACT sur un DAG monoconvergent fourni sous forme de matrice ou de listes d’adjacences, l’application `act` a évolué vers l’intégration de trois résolutions différentes du TAD en monoconvergence que nous avons vues dans le chapitre 6 :

- un algorithme d’énumération exhaustive ;

- un parcours en largeur de type « *Branch-and-Cut-and-Price* » ;
- un algorithme génétique développé avec la bibliothèque C++ GALib (Wall, 1996).

Quel que soit l'algorithme utilisé, l'application construit un graphe de monoconvergence en utilisant les règles de liaison entre les sommets du graphe expliquées dans le chapitre 6.

C.1.1 Commande et options

L'application `act` intègre une construction de DAG

Initialement, l'application `act` intègre les trois algorithmes pour calculer les ACT.

C.1.2 Le format XML d'entrée

Plusieurs mots-clés décrivent la demande ainsi que les ressources (véhicules). La première balise `mono_tc` indique le type de problème à résoudre, en l'occurrence un TAD monoconvergent à contraintes temporelles.

Description des ressources

- `vehicles` : ouverture de la description des véhicules avec pour attribut `nb` indiquant le nombre de véhicules disponibles ;
- `vehicle` : description d'un véhicule avec pour attributs :
 - `id` : identifiant du véhicule ;
 - `capacity` : capacité du véhicule ;
 - `last_pkp` : dernier point de passage du véhicule (non renseigné pour l'instant, présent pour une utilisation future).

Définition de la demande

- `requests` : balise introduisant l'énumération des requêtes. Plusieurs attributs complètent cette énumération :
 - `nb` : le nombre de requêtes exprimées dans le fichier ;
 - `id` : identifiant (entier) du fichier de demandes, en lien avec la base données utilisée chez le prestataire du TAD ;
 - `status` : indique le sens du service convergence (CVG) ou divergence (DVG) (aller ou retour) ;
 - `hr_start` `hr_end` : horaires de départ et de fin du service.

- request ::
 - id : identifiant de la requête (fournie par le SGBD) ;
 - pkp : identifiant de l'arrêt de provenance de la demande ;
 - hr : horaire de prise en charge ;
 - nb_p : nombre de personnes à prendre en charge ;
 - pkp : identifiant de l'arrêt de destination.

Ci-après un exemple de fichier de demandes au format XML. Cet exemple est un cas particulier de desserte sur « anneau » (Modulobus-Noël) avec deux destinations différentes.

```
<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1"?>

<mono_tc>

<vehicles nb="5">
  <vehicle id="1" capacity="6" last_pkp="112398" x="23.65" y="124.7634" />
  <vehicle id="2" capacity="6" last_pkp="114303" x="1254.226" y="1123.643" />
  <vehicle id="3" capacity="6" last_pkp="134523" x="231.34" y="30.21" />
  <vehicle id="4" capacity="8" last_pkp="141003" x="12.54" y="98.3421" />
  <vehicle id="5" capacity="8" last_pkp="112402" x="234.3" y="24.7645" />
</vehicles>

<requests nb="5" id="23" status="CVG" hr_start="56700" hr_end="59400">
  <request id="1" pkp="1110140" hr="58935" nb_p="4" dst="1110023" />
  <request id="2" pkp="1110140" hr="58935" nb_p="3" dst="1110023" />
  <request id="3" pkp="1110495" hr="58544" nb_p="2" dst="1109789" />
  <request id="4" pkp="1110495" hr="58544" nb_p="2" dst="1109789" />
  <request id="5" pkp="1110495" hr="58544" nb_p="1" dst="1109789" />
</requests>

</mono_tc>
```

C.1.3 Le format XML de sortie

Les solutions sont indiquées successivement à l'intérieur des balises englobantes `solutions`. Cette balise a pour arguments :

- id : l'identifiant respectif du fichier initial de demandes ;
- status : rappel du sens du service (convergence CVG ou divergence DVG) ;
- hr_end : heure de fin du service (non utilisée).

Une solution est décrite à l'aide de la balise `solution` et ses arguments de `solution` sont les suivants :

- id : l'identifiant de la solution ;
- nbvehicles : le nombre de véhicules requis ;
- ok : booléen indiquant si la solution est réalisable.

solution encapsule les chemins des véhicules requis pour réaliser les tournées. Le véhicule est décrit au moyen des arguments :

- `id` : l'identifiant du véhicule ;
- `capacity` : nombre de places assises ;
- `used` : nombre de places utilisées ;
- `hr_start` : heure de départ du véhicule (non utilisée) ;

Le chemin d'un véhicule (balise `vehicle`) est défini par la succession des points de passage `pkp` :

- `rid` : identifiant de la requête ;
- `pid` : identifiant du point de passage ;
- `hr` : horaire de passage ;
- `nb_p,nb_d` : nombre de passagers montant/descendant au point de passage.

Ci-après un exemple de fichier de sortie.

```
<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1"?>
<solutions id="23" status="CVG" hr_end="59400">
  <solution id="0" nbvehicles="2" ok="1">
    <vehicle id="1" capacity="6" used="5" hr_start="56700">
      <pkp rid="3" pid="1110495" hr="58544" nb_p="2"/>
      <pkp rid="4" pid="1110495" hr="58544" nb_p="2"/>
      <pkp rid="5" pid="1110495" hr="58544" nb_p="1"/>
      <pkp rid="3" pid="1109789" hr="59328" nb_d="2"/>
      <pkp rid="4" pid="1109789" hr="59328" nb_d="2"/>
      <pkp rid="5" pid="1109789" hr="59328" nb_d="1"/>
    </vehicle>
    <vehicle id="4" capacity="8" used="7" hr_start="56700">
      <pkp rid="1" pid="1110140" hr="58935" nb_p="4"/>
      <pkp rid="2" pid="1110140" hr="58935" nb_p="3"/>
      <pkp rid="1" pid="1110023" hr="59293" nb_d="4"/>
      <pkp rid="2" pid="1110023" hr="59293" nb_d="3"/>
    </vehicle>
  </solution>

  ...

</solutions>
```

C.2 Le cas de la multiconvergence

La résolution du TAD se décompose en deux sous-applications distinctes et indépendantes :

- la création du graphe selon la méthode explicitée dans la section 4.3 ;
- la résolution proprement dite, basée sur le graphe optimisé et sur la matrice des

temps réduite, exploitant une version modifiée de l'application NSGA-II¹ de Deb *et al.* (2000).

C.2.1 Les fichiers XML d'entrée

Un ensemble de mots-clés et d'attributs exprime les demandes définies par leurs prise en charge, leurs destination, les horaires et le nombre de passagers. Dans le détail :

- `requests` : balise introduisant l'énumération des requêtes. Deux attributs complètent cette énumération :
 - `nb` : le nombre de requêtes exprimées dans le fichier ;
 - `id` : identifiant (entier) du fichier de demandes, en lien avec la base données utilisée chez le prestataire du TAD.
- `request` : définition d'une requête ayant pour attributs :
 - `id` : identifiant de la requête ;
 - `pkp` : point de prise en charge ;
 - `dst` : point de descente (destination) ;
 - `nb_p` : nombre de passagers ;
 - `hr` : heure théorique de prise en charge (en secondes).

Ci-après un exemple de fichier à cinq requêtes :

```
<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1"?>
<requests nb="5" id="0">
  <request id="0" pkp="1109834" dst="1109814" nb_p="1" hr="55000"/>
  <request id="1" pkp="1109814" dst="2263832" nb_p="1" hr="55300"/>
  <request id="2" pkp="2263832" dst="1110462" nb_p="1" hr="55600"/>
  <request id="3" pkp="1110462" dst="1109962" nb_p="1" hr="55900"/>
  <request id="4" pkp="1109962" dst="1109814" nb_p="1" hr="56200"/>
</requests>
```

Par ailleurs, les véhicules et leurs capacités sont décrits dans un fichier XML annexe. Nous gardons toutefois la possibilité d'ajouter ces véhicules dans la description du fichier de requêtes. Leur description nécessite un ensemble d'attributs spécifiques :

- `vehicles` : ouverture de la description des véhicules avec pour attribut `nb` indiquant le nombre de véhicules disponibles ;
- `vehicle` : description d'un véhicule avec pour attributs :
 - `id` : identifiant du véhicule ;
 - `capacity` : capacité du véhicule ;
 - `last_pkp` : dernier point de passage du véhicule (non renseigné pour l'instant, présent pour une utilisation future).

¹Code source librement téléchargeable sur <http://www.iitk.ac.in/kangal/codes/nsga2/nsga2-v1.0.tar>

Ci-après un exemple de fichiers décrivant cinq véhicules :

```
<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1"?>
<vehicles nb="100">
  <vehicle id="1" capacity="5" last_pkp="" />
  <vehicle id="2" capacity="5" last_pkp="" />
  <vehicle id="3" capacity="5" last_pkp="" />
  <vehicle id="4" capacity="8" last_pkp="" />
  <vehicle id="5" capacity="8" last_pkp="" />
</vehicles>
```

C.2.2 Exécutables, formats, commandes et options

Ainsi que nous l'avons préalablement mentionné, deux applications indépendantes (deux exécutables) sont utiles au bon fonctionnement de la résolution de la multi-convergence.

Le premier exécutable, *creagraph*, concerne, comme son nom l'inque, la création du graphe à partir du fichier de requêtes. Le second exécutable basé sur NSGA-2, appelé *solver*, résoud une instance de TAD à partir du graphe consituté par *creagraph*.

Chacune des deux applications peut être utilisée isolément et fait intervenir un ensemble de critères à introduire par le biais des options que nous allons décrire ci-après.

Utilisation de *creagraph*

C'est au niveau de la création du graphe que nous faisons intervenir la relaxation et les fenêtres de temps, comme nous l'avons préalablement expliqué.

```
./creagraph -f exemple.xml -g exemple.gph -k 1.5 -w 0.2
```

Utilisation de *solver*

```
./solver -f exemple.xml -g exemple.gph -u solution.xml [-S seed] [-p pop] [-n gen]
                                                    [-a file.out]
1|0|1|2|inf]]|
                                                    [-l 12|inf]|
```

Les paramètres obligatoires à indiquer sont :

- f requetes.xml : le fichier de requêtes en entrée ;
- g graphe.gph : le fichier contenant le graphe et la matrice réduite obtenus à l'aide de *creagraph* ;
- u solution.xml : le fichier de solutions.

Les options influent sur les paramètres génétiques de l'évolution :

-S seed : graine d'aléas (entre 0.0 et 1.0, par défaut 0.1);
-p pop : taille de la population;
-n gen : nombre de générations d'évolution;
-x cross : taux de croisement;
-m mut : taux de mutation;
-a file.out : initialise la population avec les chromosomes figurants dans le fichier file.out;
-M [-inf|-1|0|1|2|inf] : moyenne de Hölder à utiliser pour minimiser les temps de parcours;
-l [1|2|inf] : norme L_p à utiliser pour minimiser les retards.

Utilisation conjointe

Le script `start.sh` exécute successivement les applications `creagraph` et `solver` pour optimiser le TAD et trouver les tournées. `start.sh` utilise les mêmes options que celles de `creagraph` et de `solver`.

C.2.3 Le format XML de sortie

Les arguments des balises figurant dans le fichier XML ci-après ont les mêmes comportements ou les mêmes significations que dans le cadre de la monoconvergence.

Certaines balises ne sont plus utilisées et ne figurent plus dans la spécification du format : `statuts`, `used`, `hr_start`.

```
<solution nbvehicles="2" ok="1">
<vehicle id="1">
  <pkp rid="0" pid="1109834" hr="55000" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="0" pid="1109814" hr="55270" nb_p="0" nb_d="1"/>
  <pkp rid="1" pid="1109814" hr="55300" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="1" pid="2263832" hr="55668" nb_p="0" nb_d="1"/>
  <pkp rid="3" pid="1110462" hr="56046" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="3" pid="1109962" hr="56242" nb_p="0" nb_d="1"/>
</vehicle>
<vehicle id="2">
  <pkp rid="2" pid="2263832" hr="55600" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="2" pid="1110462" hr="55978" nb_p="0" nb_d="1"/>
  <pkp rid="4" pid="1109962" hr="56200" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="4" pid="1109814" hr="56876" nb_p="0" nb_d="1"/>
</vehicle>
</solution>
<solution nbvehicles="3" ok="1">
<vehicle id="1">
  <pkp rid="0" pid="1109834" hr="55000" nb_p="1" nb_d="0"/>
```

```
<pkp rid="0" pid="1109814" hr="55270" nb_p="0" nb_d="1"/>
<pkp rid="1" pid="1109814" hr="55300" nb_p="1" nb_d="0"/>
<pkp rid="1" pid="2263832" hr="55668" nb_p="0" nb_d="1"/>
</vehicle>
<vehicle id="2">
  <pkp rid="3" pid="1110462" hr="55900" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="3" pid="1109962" hr="56096" nb_p="0" nb_d="1"/>
  <pkp rid="4" pid="1109962" hr="56200" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="4" pid="1109814" hr="56876" nb_p="0" nb_d="1"/>
</vehicle>
<vehicle id="3">
  <pkp rid="2" pid="2263832" hr="55600" nb_p="1" nb_d="0"/>
  <pkp rid="2" pid="1110462" hr="55978" nb_p="0" nb_d="1"/>
</vehicle>
</solution>
:
:
</solutions>
```

C.3 La génération d'instances

C.3.1 Des instances aléatoires

Ces instances sont générées de la manière la plus aléatoire qu'il soit, c'est-à-dire que l'on choisit un arrêt CTPM comme point de départ et l'on en choisit un autre en tant que destination.

Le nombre de passagers assigné à cette requête peut être fixé ou aléatoire le cas échéant.

Commande : `./genflows_rnd seed [output.xml] <input.in`

Dans le fichier `input.in` figurent les informations suivantes :

- le fichier de la matrice OD des temps arrêts à arrêts ;
- le nombre d'instances à générer.

C.3.2 Utilisation du modèle gravitaire

Les instances les plus généralistes sont générées à l'aide d'un modèle gravitaire *complet*, c'est-à-dire que l'on attribue, outre les populations, tous les paramètres α, β, γ , appliqués aux différentes populations des 69 IRIS de l'agglomération montbéliardaise (tab. C.1), en fonction des heures (par tranche de trois heures pour un service d'une durée de dix-huit heures, soit six couples α_i, β_i). Ainsi ce paramétrage temporel permet de changer la structure des flux au cours de la journée.

En outre, pour borner les quantités de flux, nous pouvons utiliser une distribution statistique horaire qui définit une quantité de population utilisant les TC à ladite heure.

Commande : `./genflows_grav seed [output.xml] <input.in`

C.3.3 Des destinations forcées

Afin de simuler le service Mod'Gen, nous utilisons un modèle semi-gravitaire qui attribue des probabilités d'émission de flux selon les poids des IRIS. Ainsi la probabilité $p(A)$ qu'un flux soit émis de l'IRIS A vaut :

$$p(A) = \frac{P_A}{\sum_i P_i}$$

Les destinations sont forcées car nous indiquons explicitement les points de destination des requêtes. En d'autres termes, pour ledit service, nous définissons par exemple deux points de destination (arrêts « Acropole » pour la desserte de l'Allan et « Leclerc » pour la desserte de la Mals). À ces deux points nous attribuons une probabilité de desserte et une heure d'arrivée souhaitée.

Commande : `./genflows_evt seed [output.xml] <input.in`

Fichier `input.in` :

<code>./Montbeliard/Matmod.txt</code>	<code># Matrice OD</code>
<code>2</code>	<code># Nombre de destinations</code>
<code>1110023</code>	<code># Premier point de destination (Acropole)</code>
<code>0.5</code>	<code># Probabilité associée</code>
<code>20 30</code>	<code># Horaire</code>
<code>1109962</code>	<code># Deuxième point de destination (Leclerc)</code>
<code>0.5</code>	<code># Probabilité associée</code>
<code>21 00</code>	<code># Horaire</code>
<code>100</code>	<code># Nombbre de requêtes à générer</code>

Annexe C. Outils développés

Identifiant	Code quartier	Commune	Nom quartier	Pop.	α_1	β_1	α_2	β_2	α_3	β_3	α_4	β_4	α_5	β_5	α_6	β_6
2249458	250480000	BAVANS	Bavans	3913	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249459	250430000	BART	Bart	2077	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249460	255260000	SAINTE-SUZANNE	Sainte-Suzanne	1351	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249461	251700000	COURCELLES-L-M	Courcelles-les-Montbeliard	1014	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249514	256320101	VOUJEAUCOURT	Centre Ville	3171	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249517	256320102	VOUJEAUCOURT	Belchamp-Combottes	24	0.5	0.5	1	1.1	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249518	250200000	ARBOUANS	Arbouans	1098	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	1	1.1	0.8
2249543	253670101	MANDEURE	Courcelles	2513	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249563	253670102	MANDEURE	Beaulieu	2327	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249564	253670103	MANDEURE	Zone d'Activité	322	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249575	255800102	VALENTIGNEY	Rives Du Doubs	230	0.5	0.5	1	1.1	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249589	255800103	VALENTIGNEY	Les Bruyères	1603	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249633	255800104	VALENTIGNEY	Pézole les Longines	2256	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249637	255800108	VALENTIGNEY	Belchamp	32	0.5	0.5	1	1.1	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249664	255800105	VALENTIGNEY	Les Tâles sous Roches	1920	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249699	255800101	VALENTIGNEY	Centre Graviers	2122	0.8	1.1	1	1.1	0.8	0.8	0.8	1.1	1	1.1	1.1	1
2249709	255800107	VALENTIGNEY	Les Buis Sud	1490	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249724	255800106	VALENTIGNEY	Les Buis Nord	2696	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249730	255800109	VALENTIGNEY	Combottes	124	0.5	0.5	1	1.1	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249754	255390103	SELONCOURT	Berne	2082	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249813	255390101	SELONCOURT	Le Criolet	1884	0.7	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	1	1	1.1	0.8
2249825	255390102	SELONCOURT	Centre-Ville	1783	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249827	253040000	HERIMONCOURT	Hérimoncourt	3938	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249828	255860000	VANDONCOURT	Vandoncourt	626	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249829	251960000	DASLE	Dasle	1338	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249830	250400000	BADEVEL	Badevel	733	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249831	251900000	DAMPIERRE-L-B	Dampierre-les-Bois	1543	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249832	252370000	FESCHES-LE-CHATEL	Fesch-le-Châtel	2163	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249833	255550000	TAILLECOURT	Taillecourt	742	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249834	250110000	ALLENJOIE	Allenjoie	582	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249835	251880000	DAMBENOIS	Dambenois	629	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249837	250970000	BROGNARD	Brogard	418	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249838	254280000	NOMMAY	Nommay	1483	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249839	256140000	VIEUX-CHARMONT	Vieux-Charmont	2505	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2249869	252280101	ETUPES	Centre Ville	3241	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2249878	252280102	ETUPES	Zone d'Activité	299	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2249897	252840102	GRAND-CHARMONT	Les Fougères	2673	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249929	252840101	GRAND-CHARMONT	Village	2514	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249940	250570102	BETHONCOURT	Champvallon-Nord	2272	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2249947	250570103	BETHONCOURT	Champvallon-Sud	2017	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2249975	250570101	BETHONCOURT	Bethoncourt-Village	2558	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8
2249995	255470101	SOCHAUX	Centre	2214	0.7	1.1	1	1	1.1	0.8	1.4	1.2	1.1	1	1.1	0.8
2250008	255470102	SOCHAUX	Les Graviers	2281	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250009	255470103	SOCHAUX	Peugeot-Sochaux	1	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
2250012	252300102	EXINCOURT	Peugeot-Bouquière	75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2250116	253880103	MONTBELIARD	Citadelle	3531	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250138	253880104	MONTBELIARD	Chiffogne	2568	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250142	253880102	MONTBELIARD	Hôpital-Lizaine	106	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250192	253880101	MONTBELIARD	Centre Ville	3648	0.8	1.1	1	1.1	0.8	0.8	1.2	1.2	1	1.1	1.1	1
2250215	253880106	MONTBELIARD	Faubourg-Mont Bart	1619	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250246	253880116	MONTBELIARD	Batteries du Parc	1814	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250285	253880115	MONTBELIARD	Prairie-Grands Jardins	1879	0.7	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250289	253880114	MONTBELIARD	Peugeot (Sochaux et Exincourt)	15	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2250301	253880113	MONTBELIARD	Le Pied des Gouttes	301	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0.6	1.1	1	1.1	0.8	0.5
2250320	253880112	MONTBELIARD	Petite Hollande Sud	2431	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250334	253880107	MONTBELIARD	Petite Hollande-Coteau Jouvent	1675	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250339	253880109	MONTBELIARD	Petite Hollande-Sud Ouest	2072	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250345	253880110	MONTBELIARD	Petite Hollande-Lulli	2015	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250355	253880108	MONTBELIARD	Petite Hollande-Petit Chenois	1937	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250369	253880111	MONTBELIARD	Petite Hollande-Hexagone	1955	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	1.1	0.8
2250469	252300101	EXINCOURT	Centre Ville	3232	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250537	250310104	AUDINCOURT	Gare-Naille-Arbletters-Cantons	2500	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250568	250310107	AUDINCOURT	Pont de Gland	1690	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250589	250310101	AUDINCOURT	Centre	2141	0.8	1.1	1	1.1	0.8	0.8	1.2	1.2	1	1.1	1.2	0.8
2250607	250310103	AUDINCOURT	Forges	1957	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250655	250310102	AUDINCOURT	Montanot-Perlinski	2037	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250718	250310105	AUDINCOURT	Champs Montants-Zru	1915	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2250719	250310106	AUDINCOURT	Champs Montants-les Arbues	3297	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	0.8	0.9	1	1.1	0.8
2290041	253700000	MATHAY	Mathay	1988	0.8	1.1	0.8	0.8	0.8	0.8	0.6	1	0.9	1	1.1	0.8

TAB. C.1: Indices d'émission et de réception (α_i, β_i) pour chacun des 69 IRIS de l'agglomération montbéliardaise

Liste des illustrations

2.1	Exemple d'optimisation de TAD	33
2.2	Exemple de TSP avec cinq communes	35
2.3	Exemple de 2-TSP avec cinq communes	36
2.4	Exemple de DARP avec trois demandes	38
2.5	Vue synthétique de la pluridisciplinarité	43
2.6	Vue synthétique de l'interdisciplinarité	44
3.1	Centres, périphéries et espaces intermédiaires	49
3.2	Les quatre plus petits territoires hexagonaux d'un paysage	52
3.3	Réseau de Walter Christaller 1933	52
3.4	Carte du Pays de Montbéliard	56
3.5	Les arrêts de la CTPM	57
3.6	Les îlots IRIS de la CAPM	58
3.7	Les communes de la CAPM	59
4.1	Exemples de convergence	69
4.2	Un DAG et son ACT	71
4.3	Un DAG à 8 nœuds et 5 ACT	73
4.4	Un cas particulier de monoconvergence	75
4.5	Une solution au cas particulier de monoconvergence	76
4.6	Un exemple de monodivergence	77
4.7	Une solution à la monodivergence	78
4.8	Un problème de transport multiconvergent	82
4.9	Deuxième étape : réalisation possible des détours	83
4.10	Liaison des points sous contraintes temporelles	84
4.11	Une solution au problème de la figure 4.8(a)	86
5.1	Exemples de réseaux de neurones	92
5.2	Recherche du meilleur chemin avec des fourmis	95
5.3	Une population $\mathcal{P} = \{A, B, \dots, N\}$	99
5.4	Les patrons de pliage correspondant aux chromosomes du tableau 5.2	101
5.5	Roulette des scores	102
5.6	Croisement à un point de deux chromosomes binaires	103
5.7	Croisement à deux points de deux chromosomes binaires	103
5.8	Exemple de mutation sur un chromosome binaire	104

5.9	Politique de diversité en AG	105
5.10	Politique élitiste en AG	105
5.11	Une configuration possible au problème des huit reines	107
5.12	Croisement à deux points de deux chromosomes	108
5.13	Mutation sur un gène	108
5.14	Front de Pareto	110
5.15	Vue simplifiée du fonctionnement de NSGA-II	112
5.16	Calcul de la distance à la population	114
6.1	DAG à huit sommets	119
6.2	Les trois premières étapes de l'AEE	121
6.3	Croisement à deux points	128
6.4	Exemple de mutation	129
6.5	Minimisation des allèles	129
6.6	Mise en concurrence des objectifs	131
6.7	Norme L_1 ou distance de Manhattan	134
6.8	Normes $L_{1,5}$ et L_2	135
6.9	Classification des problèmes de convergence	139
7.1	Cinquante demandes convergeant vers un point	148
7.2	Vingt-trois demandes convergeant vers trois points	149
7.3	Deux instances issues de modèles gravitaires	151
7.4	Impact de la mutation sur la variété de solutions	153
7.5	Impact de la mutation sur la rapidité d'obtention d'une solution efficace	153
7.6	Une solution de TAD	154
7.7	Évolution des temps de calcul avec NSGA-II	155
7.8	Variation du taux de mutation m de 0.0 à 0.9	157
7.9	Le centre-ville de Montbéliard et les six points de desserte	159
7.10	Montbéliard, Belfort et les localités avoisinantes	162
8.1	Une instance aléatoire à 100 requêtes	168
8.2	Front des solutions (véhicules/temps)	174
8.3	Front des solutions (véhicules/retards)	178
8.4	Détermination du barycentre λ	183
8.5	Recherche du barycentre le plus proche	185
8.6	Barycentres de trois distributions	185
8.7	Barycentres de trois distributions	191
A.1	Quelques exemples de réseaux	214

Liste des tableaux

2.1	Plusieurs solutions optimales au problème de TAD de la figure 2.1	34
2.2	Méthodes de résolution du DARP	41
4.1	Table de correspondance des nœuds du graphe	85
5.1	Opérateur logique XOR \oplus	92
5.2	Encodage du problème et plusieurs chromosomes	100
5.3	Probabilités d'apparition des chromosomes	102
5.4	Configuration décimale des huit reines	107
5.5	Configuration binaire des huit reines	107
6.1	Application de l'algorithme de parcours en largeur	124
7.1	Temps de calculs des ACT	152
8.1	Classement des configurations (véhicules)	173
8.2	Classement des configurations (compromis véhicules/temps)	177
8.3	Classement des configurations (compromis véhicules/retards)	182
8.4	Classement des configurations (distributions véhicules/temps)	187
8.5	Détails des meilleures distributions V/T	190
8.6	Classement des configurations (distributions véhicules/temps)	193
8.7	Détails des meilleures distributions V/D	196
A.1	Déroulement de l'AEE sur le DAG D	215
C.1	Indices d'émission et de réception des 69 IRIS	230

Bibliographie

- (Amin, 1973) S. Amin, 1973. *Le Développement Inégal*. Minuit. Essai sur les formations sociales du capitalisme périphérique.
- (Ascher, 2002) F. Ascher, 2002. Le transport à la demande : individualisation des mobilités urbaines et personnalisation des services publics. *Annales des Télécommunications* 57(3–4), 277–288.
- (Bailly et Heurgon, 2001) J.-P. Bailly et É. Heurgon, 2001. *Nouveaux rythmes urbains : quels transports ?* Société et territoire, Prospective du présent. La Tour d'Aigues : Edition de l'Aube. 222 p.
- (Banos, 1999) A. Banos, 1999. *Le lieu, le moment, le mouvement, pour une exploration spatio-temporelle désagrégée de la demande de transport en commun en milieu urbain*. Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté, Besançon. 355 p.
- (Banos et Josselin, 2000) A. Banos et D. Josselin, 2000. *Les services de transport à la demande dans leur marché et leur cadre institutionnel – étude de faisabilité d'un repositionnement socio-économique de ces marchés*. ThéMA et VIA-GTI. Rapport d'étape PREDIT, 70 p.
- (Beguín, 1989) H. Beguín, 1989. Efficacité et équité en aménagement du territoire. *L'Espace Géographique* (4).
- (Berge, 1957) C. Berge, 1957. *Théorie des graphes et ses applications*. Paris : Dunod.
- (Bodin et Sexton, 1986) L. Bodin et T. Sexton, 1986. The multi-vehicle subscriber dial-a-ride problem. *TIMS studies in Management Science* 2, 73–86.
- (Bolot, 2006) J. Bolot, 2006. *Le Transport À la Demande, une piste pour le développement urbain durable*. Thèse de Doctorat, École Doctorale «Langages, Espaces, Temps, Sociétés», Université de Franche-Comté, Besançon.
- (Bolot et al., 1999) J. Bolot, P. Chatonnay, et D. Josselin, 1999. Construction and evaluation of spatial partitions to describe geographical flows. Dans les actes de *Procs of the Int. Symposium on Spatial Data Quality*, Hong Kong, 523–533.
- (Borndörfer et al., 1997) R. Borndörfer, F. Klostermeier, M. Grötschel, et C. Küttner, 1997. Telebus berlin : Vehicle scheduling in a dial-a-ride system. Rapport technique SC 97–23, Konrad-Zuse-Zentrum für Informationstechnik, Berlin.
- (Bräysy et Gendreau, 2005) O. Bräysy et M. Gendreau, 2005. Vehicle routing problem with time windows, part I and II. *Transportation Science* 39(1), 104–118 and 119–139.
- (Brunet et al., 1993) R. Brunet, R. Ferras, et H. Thery, 1993. *Les mots de la géographie, dictionnaire critique*. Dynamiques du territoire. Montpellier : GIP RECLUS ; Paris : la Documentation française. 2eme éd. revue, 470 p.
- (Bullen, 2003) P. Bullen, 2003. *Handbook of Means and Their Inequalities* (2ème ed.). Springer. 537 p.
- (Camagni, 1996) R. Camagni, 1996. *Principes et modèles de l'économie urbaine*. Paris : Economica. 382 p.
- (Canalda et al., 2004) P. Canalda, P. Chatonnay, et D. Josselin, 2004. Énumération d'arbres couvrants tentaculaires, une solution au problème de transport à la demande en convergence. Dans les actes de *IEEE International Conference on Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunication, SETIT*, 146–154.
- (Castex, 2007) É. Castex, 2007. *Le Transport à la Demande en France : de l'état des lieux à l'anticipation*. Thèse de Doctorat, UMR ESPACE (CNRS 6012), Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse. 479 p.

Bibliographie

- (Castex et Josselin, 2007) É. Castex et D. Josselin, 2007. Temporalités éclatées : la réponse des transports à la demande aux nouvelles contraintes temporelles des mobilités. *Espace, Population et Sociétés* (2007.2-3), 433–447.
- (Chevrier *et al.*, 2006a) R. Chevrier, P. Canalda, P. Chatonnay, et D. Josselin, 2006a. Comparison of three algorithms for solving the convergent demand responsive transportation problem. Dans les actes de *ITSC'2006, 9th Int. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems*, Toronto, Canada, 1096–1101.
- (Chevrier *et al.*, 2006b) R. Chevrier, P. Canalda, P. Chatonnay, et D. Josselin, 2006b. An oriented convergent mutation operator for solving a scalable convergent demand responsive transport problem. Dans les actes de *ICSSSM'06, IEEE Int. Conf. on Service Systems and Service Management*, Troyes, France, 959–964.
- (Chevrier *et al.*, 2006c) R. Chevrier, P. Canalda, P. Chatonnay, et D. Josselin, 2006c. Vers une solution robuste et flexible du transport à la demande en convergence : étude trans-disciplinaire et mise en oeuvre. Dans les actes de *Actes du Workshop International : Logistique et Transport 2006 (LT 2006)*, Hammamet, Tunisie, 49–55.
- (Chevrier *et al.*, 2008) R. Chevrier, É. Castex, D. Josselin, P. Canalda, et P. Chatonnay, 2008. Un algorithme génétique pour le transport à la demande en convergence. *Revue Internationale de Géomatique* 18(2), 239 – 265.
- (Chevrier et Josselin, 2008) R. Chevrier et D. Josselin, 2008. Optimisation d'un transport à la demande en fonction des normes l_p . approche par front de pareto et algorithme génétique. Dans les actes de *Actes du colloque international Sageo'2008*, Montpellier, France. 18 p.
- (Christaller, 1933) W. Christaller, 1933. *Die zentralen Orte in Süddeutschland*. Iéna : G. Fischer.
- (Coello *et al.*, 2002) C. Coello, D. Veldhuizen, et G. Lamont, 2002. *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. Kluwer Academics. 537 p.
- (Conley *et al.*, 2005) J. Conley, M. Gahegan, et J. Macgill, 2005. A genetic approach to detecting clusters in point data sets. *Geographical Analysis* 37(3), 286–314.
- (Cordeau et Laporte, 2003) J. Cordeau et G. Laporte, 2003. A tabu search heuristic for the static multi-vehicle dial-a-ride problem. *Transportation Research B* 37, 579–594.
- (Cordeau, 2006) J.-F. Cordeau, 2006. A branch-and-cut algorithm for the dial-a-ride problem. *Operations Research* 54, 573–586.
- (Cordeau et Laporte, 2007) J.-F. Cordeau et G. Laporte, 2007. The dial-a-ride problem : Models and algorithms. *Annals of Operations Research* 153(1), 29–46.
- (Cormen *et al.*, 1996) T. Cormen, C. Leiserson, et R. Rivest, 1996. *Introduction à l'algorithmique*. Paris : Dunod. 1017 p.
- (Cornuéjols et Miclet, 2002) A. Cornuéjols et L. Miclet, 2002. *Apprentissage Artificiel*. Eyrolles.
- (Coslovitch *et al.*, 2006) L. Coslovitch, R. Pesenti, et W. Ukovich, 2006. A two phase insertion technique of unexpected customers for a dynamic dial-a-ride problem. *European Journal of Operational Research* 175, 1605–1615.
- (Dahan-Dalmedico et Peiffer, 1986) A. Dahan-Dalmedico et J. Peiffer, 1986. *Une histoire des mathématiques - Routes et dédales*. Sciences. Seuil. 314 p.
- (Darwin, 1859) C. Darwin, 1859. *On the Origin of Species by Means of Natural Selection*. Londres : John Murray.
- (Datta *et al.*, 2006) D. Datta, K. Deb, C. M. Fonseca, F. Lobo, et P. Condado, 2006. Multi-objective evolutionary algorithm for land-use management problem. Rapport technique 2006005, Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL), India ; DEEL, Faculty of Science and Technology, Portugal. 24 p.
- (Dauphiné, 2003) A. Dauphiné, 2003. *Les Théories de la Complexité chez les Géographes*. Economica. 248 p.
- (Deb, 2001) K. Deb, 2001. *Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Wiley. 517 p.
- (Deb *et al.*, 2000) K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, et T. Meyarivan, 2000. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization : Nsga-ii. Rapport technique 200001, Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL), Indian Institute of Technology Kanpur - Kanpur, PIN 208 016, India. 11 p.
- (DeJong, 2006) K. A. DeJong, 2006. *Evolutionary Computation*. MIT Press. 266 p.

- (Desaulniers *et al.*, 2002) G. Desaulniers, J. Desrosiers, A. Erdmann, M. Solomon, et F. Soumis, 2002. *The vehicle routing problem*, Chapitre VRP with pickup and delivery, 225–242. SIAM Monographs on Discrete Mathematics and Applications.
- (Desrosiers *et al.*, 1995) J. Desrosiers, Y. Dumas, M. Solomon, et F. Soumis, 1995. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, Volume 8, Chapitre Time constrained routing and scheduling, 35–139. Amsterdam : Elsevier Science.
- (Desrosiers *et al.*, 1986) J. Desrosiers, Y. Dumas, et F. Soumis, 1986. A dynamic programming solution of the large-scale single-vehicle dial-a-ride problem with time windows. *American Journal of Mathematical and Management Sciences* 6, 301–325.
- (Desrosiers *et al.*, 1991) J. Desrosiers, Y. Dumas, F. Soumis, S. Taillefer, et D. Villeneuve, 1991. An algorithm for mini-clustering in handicapped transport. *Les cahiers du GERAD* (G-91-02). HEC Montréal.
- (Diana et Dessouky, 2004) M. Diana et M. M. Dessouky, 2004. A new regret insertion heuristic for solving large-scale dial-a-ride problems with time windows. *Transportation Research Part B* 38, 539–557.
- (Dorigo, 1992) M. Dorigo, 1992. *Optimization, Learnings and Natural Algorithms*. Thèse de Doctorat, Politecnico di Milano, Italie.
- (Dumas *et al.*, 1989) Y. Dumas, J. Desrosiers, et F. Soumis, 1989. Large scale multi-vehicle dial-a-ride problems. *Les cahiers du GERAD* (G-89-30). HEC Montréal.
- (Dupuy, 1995) G. Dupuy, 1995. *Les territoires de l'automobile*. Collection Villes. anthropos.
- (Favre, 2004) D. Favre, 2004. *Les territoires de la mobilité, l'aire du temps*, Chapitre Publicar, services sur mesure, 233–250.
- (Ferber, 1995) J. Ferber, 1995. *Les systèmes multi-agents : Vers une intelligence collective*. InterEditions. 522 p.
- (Ferras, 1993) R. Ferras, 1993. *Les Modèles Graphiques en Géographie*. Economica / GIP Reclus. 112 p.
- (Flood, 1956) M. M. Flood, 1956. The traveling salesman problem. *Operations Research* 4, 61–75.
- (Fonseca et Fleming, 1993) C. M. Fonseca et P. J. Fleming, 1993. Genetic algorithms for multi-objective optimization : Formulation, discussion and generalization. Dans S. Forrest (Ed.), *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, San Mateo, California, 416–423. Morgan Kaufman.
- (Gallagher et Sambridge, 1994) K. Gallagher et M. Sambridge, 1994. Genetic algorithms : a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems. *Computers & Geosciences* 20, 1229–1236.
- (Garaix, 2007) T. Garaix, 2007. *Étude et résolution exacte de problèmes de transport à la demande avec qualité de service*. Thèse de Doctorat, UMR ESPACE (CNRS 6012), LIA, Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse. 179 p.
- (Garaix *et al.*, 2006) T. Garaix, C. Artigues, D. Feillet, et D. Josselin, 2006. Vehicle routing problems with alternative paths : an application to demand responsive transports,. Rapport technique 2006–813, Laboratoire Informatique d'Avignon, Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse.
- (GART, 1997) P. GART, 1997. Le transport à la demande, état de l'art et perspectives. Rapport technique, Paris : IDF Conseil. Rapport public de recherche. 97 p.
- (Goldberg, 1989) D. Goldberg, 1989. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley.
- (Grataloup, 2004) C. Grataloup, 2004. Centre/Périphérie. *Hypergéô, encyclopédie électronique consacrée à l'épistémologie de la géographie*.
- (Grosso *et al.*, 2002) S. Grosso, J. Higgins, J. Mageean, et J. Nelson, 2002. Demand responsive transport : Towards best practice in rural applications. Dans les actes de *Proceedings of the European Transport Conference*, Londres. Association for European Transport.
- (Hägerstrand, 1957) T. Hägerstrand, 1957. Migration and area : survey of a sample of swedish migration fields and hypothetical considerations on their genesis. *Lund Studies in Geography* 13, 27–158.
- (Haggett, 1973) P. Haggett, 1973. *L'analyse spatiale en géographie humaine*. collection U. Armand Colin. 390 p.

Bibliographie

- (Hippolyte *et al.*, 2007) J.-L. Hippolyte, C. Bloch, P. Chatonnay, C. Espanet, et D. Chamagne, 2007. A self-adaptive multiagent evolutionary algorithm for electrical machine design. Dans H. Lipson (Ed.), *Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO 2007*, Londres, UK, 1250–1255.
- (Holland, 1975) J. H. Holland, 1975. *Adaptation In Natural And Artificial Systems*. University of Michigan Press.
- (Horn *et al.*, 1994) J. Horn, N. Nafploitis, et D. E. Goldberg, 1994. A niched pareto genetic algorithm for multi-objective optimization. Dans Z. Michalewicz (Ed.), *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, Piscataway, New Jersey, 82–87. IEEE Service Center.
- (Houzet et Josselin, 2004) S. Houzet et D. Josselin, 2004. Rapport d'étude de la faisabilité de l'extension du service evolys-gare sur le périmètre de la communauté d'agglomération du grand besançon. CAGB – ADEME. 57 p.
- (INRIA, 2008) INRIA, 2008. Paradiseo, projet INRIA/DOLPHIN, téléchargeable sur <http://paradiseo.gforge.inria.fr>.
- (Ioachim *et al.*, 1995) I. Ioachim, J. Desrosiers, Y. Dumas, et M. Solomon, 1995. A request clustering algorithm for door-to-door handicapped transportation. *Transportation Science* 29, 63–78.
- (Jørgensen *et al.*, 2007) R. Jørgensen, J. Larsen, et K. Bergsvindottir, 2007. Solving the dial-a-ride problem using genetic algorithms. *Journal of the Operational Research Society*. à paraître.
- (Josselin, 2002) D. Josselin, 2002. Les services de transport à la demande dans leur marché et leur cadre institutionnel – étude de faisabilité d'un re-positionnement économique de ces marchés. Rapport technique, ThéMA, Kéolis. 10 p.
- (Josselin, 2004) D. Josselin, 2004. Pluridisciplinarité et géomatique. Dans les actes de *Actes du colloque SIG et applications*, Orléans, 57–76.
- (Josselin, 2008) D. Josselin, 2008. Analyse exploratoire de l'influence des normes sur la localisation des centres. Dans les actes de *Actes du colloque international Sageo'2008*, Montpellier, France. 18 p.
- (Josselin et Genre-Grandpierre, 2005) D. Josselin et C. Genre-Grandpierre, 2005. *Mobilités et Temporalités*, Chapitre Des transports à la demande pour répondre aux nouvelles formes de mobilité. Le concept de Modulobus., 151–164. Publications des facultés universitaires Saint Louis.
- (Jourdan *et al.*, 2002) L. Jourdan, C. Dhaenens, et E.-G. Talbi, 2002. ASGARD : un algorithme génétique pour les règles d'association - application à la génomique. *Revue d'Intelligence Artificielle* 16(6), 657–683.
- (Jourdan *et al.*, 2007) L. Jourdan, C. Dhaenens, et E.-G. Talbi, 2007. *Computational Intelligence In Bioinformatics*, Chapitre Evolutionary Feature Selection for Bioinformatics. IEEE Computer Society Press. 355 p.
- (Julstrom et Raidl, 2002) B. A. Julstrom et G. R. Raidl, 2002. Initialization is robust in evolutionary algorithms that encode spanning trees as sets of edges. Dans les actes de *Symposium on Applied Computing*, 547–552. ACM Press.
- (Kennedy et Eberhart, 1995) J. Kennedy et R. C. Eberhart, 1995. Particle swarm optimization. Dans les actes de *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, 1942–1948. IEEE Service Center, Piscataway, NJ.
- (Knowles et Corne, 1999) J. Knowles et D. Corne, 1999. The pareto archived evolution strategy : A new baseline algorithm for multiobjective optimisation. Dans les actes de *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, Piscataway, New Jersey, 98 ?–105. IEEE Service Center.
- (Kruskal, 1956) J. B. Kruskal, 1956. On the shortest spanning tree of a graph and the traveling salesman problem. *Proceedings of the American Mathematical Society* 7(1), 48–50.
- (Labbé *et al.*, 1995) M. Labbé, D. Peeters, et J. Thisse, 1995. *Location on networks*. Handbook of Operations Research and Management Science : Networks. North Holland, Amsterdam.
- (Laurini, 2001) R. Laurini, 2001. *Information Systems for Urban Planning : A Hypermedia Co-Operative Approach*. CRC Press. 349 p.
- (Le Breton, 2001) É. Le Breton, 2001. Le transport à la demande comme innovation institutionnelle. *Flux* 43, 58–59.
- (Le Breton *et al.*, 2000) É. Le Breton, F. Ascher, et A. Bourdin, 2000. *Le Transport à la Demande, un nouveau mode de gestion des mobilités urbaines*. Paris : ARDU. 219 p. (Rapport PREDIT).

- (Lösch, 1940) A. Lösch, 1940. *Die räumliche Ordnung der Wirtschaft*. Iéna.
- (Lösch, 1954) A. Lösch, 1954. *The Economics of Location*. New Haven.
- (Mathis, 2003) P. Mathis, 2003. *Graphes et réseaux*. Traité IGAT : Aspects fondamentaux de l'analyse spatiale. Hermès, Lavoisier. 360 p.
- (Matintupa, 1999) R. Matintupa, 1999. *Analysis of user requirements for DRT*. SIPTS Project. Provincial Government of Western Finland. http://www.novacall.fisiptsdefilesd3_ver_final.html.
- (MTETM/SESP, 2006) MTETM/SESP, 2006. *Les comptes des transports en 2005, Tome 1. 43e rapport de la Commission des comptes des transports de la Nation*. 145 p.
- (Nicolescu, 1996) B. Nicolescu, 1996. *La transdisciplinarité – Manifeste*. Monaco : Le Rocher.
- (Openshaw et Openshaw, 1997) S. Openshaw et C. Openshaw, 1997. *Artificial Intelligence in Geography*. Iéna : Wiley. 348 p.
- (Orfeuill, 2000) J.-P. Orfeuill, 2000. *L'évolution de la mobilité quotidienne : comprendre les dynamiques, éclairer les controverses*. Arcueil : INRETS. Synthèse INRETS n°37, 147 p.
- (Ortuzar et Willumsen, 2004) J. d. D. Ortuzar et L. G. Willumsen, 2004. *Modelling Transport* (Troisième édition ed.). Wiley.
- (Prins, 1994) C. Prins, 1994. *Algorithmes de graphes*. Eyrolles.
- (Psaraftis, 1983) H. Psaraftis, 1983. An exact algorithm for the single-vehicle many-to-many dial-a-ride problem with time windows. *Transportation Science* 17, 351–357.
- (Pumain et Saint-Julien, 1997) D. Pumain et T. Saint-Julien, 1997. *Les Interactions Spatiales* (CURSUS ed.). Armand Colin.
- (Raidl et Julstrom, 2003) G. R. Raidl et B. A. Julstrom, 2003. Greedy heuristics and an evolutionary algorithm for the bounded-diameter minimum spanning tree problem. Dans les actes de SAC '03 : *Proceedings of the 2003 ACM symposium on Applied computing*, New York, NY, USA, 747–752. ACM Press.
- (Reilly, 1929) W. J. Reilly, 1929. *Methods for the Study of Retail Relationships*. University of Texas.
- (Rekiek *et al.*, 2006) B. Rekiek, A. Delchambre, et H. Saleh, 2006. Handicapped person transportation : An application of the grouping genetic algorithm. *Engineering Application of Artificial Intelligence* 19, 511–520.
- (Ropke *et al.*, 2006) S. Ropke, J.-F. Cordeau, et G. Laporte, 2006. Models and branch-and-cut algorithms for pickup and delivery problems with time windows. *Networks*.
- (Rudolph, 1999) G. Rudolph, 1999. Evolutionary search under partially ordered sets. Rapport technique CI-67/99, Dortmund : Department of Computer Science/LS11, University of Dortmund, Germany.
- (Savelsberg et Sol, 1995) M. W. Savelsberg et M. Sol, 1995. The general pickup and delivery problem. *Transportation Science* 1(29), 17–29.
- (Solomon, 1987) M. M. Solomon, 1987. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research* 35(2), 254–265.
- (Srinivas et Deb, 1995) N. Srinivas et K. Deb, 1995. Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms. *Evolutionary Computation* 2(3), 221–248.
- (Stewart, 1950) J. Q. Stewart, 1950. The development of social physics. *American Journal of Physics* (18), 239–253.
- (TCRP, 2004) TCRP, 2004. Operational experiences with flexible transit services, a synthesis of transit practice. Rapport technique, Washington : National Academy Press. 71 p., http://www.trb.org/publications/tcrp/tcrp_syn_53.pdf.
- (Teodorovic et Radivojevic, 2000) D. Teodorovic et G. Radivojevic, 2000. A fuzzy logic approach to dynamic dial-a-ride problem. *Fuzzy Sets and Systems* 116, 23–33.
- (Thevenin, 2002) T. Thevenin, 2002. *Quand l'information géographique se met au service des transports publics urbains, une approche spatio-temporelle appliquée à l'agglomération bisontine*. Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté, Besançon. 260 p.

Bibliographie

- (Thomas, 2002) I. Thomas, 2002. *Transportation Network and the Optimal Location of Human Activities. A numerical geography approach*. Cheltenham : Edward Elgar Publishing Ltd. 293 p.
- (Wall, 1996) M. Wall, 1996. Genetic algorithm library. <http://lancet.mit.edu/ga/>.
- (Whitley, 1994) D. Whitley, 1994. A genetic algorithm tutorial. *Statistics and Computing* 4, 65–85.
- (Wiel, 2002) M. Wiel, 2002. *Les Urbanités*. Paris : Descartes & Cie. 140 p.
- (Wilf, 1985) H. S. Wilf, 1985. Some examples of combinatorial averaging. *The American Mathematical Monthly* 92(4), 250–261.
- (Xiang *et al.*, 2006) Z. Xiang, C. Chu, et H. Chen, 2006. A fast heuristic for solving a large-scale static dial-a-ride problem under complex constraints. *European Journal of Operational Research* 174, 1117–1139.
- (Xiao, 2006) N. Xiao, 2006. An evolutionary algorithm for site search problems. *Geographical Analysis* 38(3), 227–247.
- (Zargayouna, 2005) M. Zargayouna, 2005. Une représentation spatio-temporelle de l’environnement pour le transport à la demande. Atelier : Représentation sur le temps et l’espace (RTE 2005), Plate-forme AFIA 2005, Nice, France, 62 p.
- (Zipf, 1949) G. K. Zipf, 1949. *Human Behaviour and the Principle of Least Effort*. Cambridge.
- (Zitzler *et al.*, 2000) E. Zitzler, K. Deb, et L. Thiele, 2000. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms : Empirical results. *Evolutionary Computation* 8(2), 173–195.
- (Zitzler et Thiele, 1998a) E. Zitzler et L. Thiele, 1998a. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization : The strength pareto approach. Rapport technique 43, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Gloriastrasse 35, CH-8092 Zurich, Switzerland. 40 p.
- (Zitzler et Thiele, 1998b) E. Zitzler et L. Thiele, 1998b. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms ? a comparative case study. Dans A. E. Eiben, T. Bäck, M. Schoenauer, et H.-P. Schwefel (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature*, Volume V, Berlin, Germany, 292–301. Springer.
- (Zitzler et Thiele, 1999) E. Zitzler et L. Thiele, 1999. Multiobjective evolutionary algorithms : a comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE transactions on Evolutionary Computation* 3(4), 257–271.

Résumé Cette thèse pluridisciplinaire, géographique et informatique (géomatique), s'intéresse à la problématique du transport à la demande (TAD). Le TAD est un transport de personnes collectif terrestre activé seulement à la demande se situant à mi-chemin entre le taxi et le bus. L'idée porteuse de cette recherche est d'utiliser la structure polarisée des territoires pour faciliter une optimisation informatique d'un TAD en (multi)convergence, recourant, par exemple, aux Arbres Couvrants et au modèle gravitaire. Cette approche se traduit notamment par une rationalisation des coûts économiques du service (regroupement des clients, nombre de véhicules nécessaires, temps de parcours...). Par ailleurs, cette thèse donne des éléments méthodologiques pour déployer un TAD usant d'une part d'algorithmes à métaheuristiques (les algorithmes génétiques, i.e. NSGA-II) et d'autre part de modèles géographiques (la forme dite en convergence se basant sur le caractère polarisé du territoire). Des simulations permettent d'évaluer la capacité des méthodes développées à fournir de bonnes solutions dans un contexte opérationnel de forte montée en charge potentielle.

Reposant sur le principe de convergence des flux, la méthode exploite la théorie des graphes pour définir les tournées des véhicules, elles-mêmes optimisées selon un algorithme génétique dédié, reposant sur une approche multicritères avec front de Pareto.

La dernière partie de la thèse s'intéresse à l'influence du choix des métriques d'optimisation sur les solutions obtenues, compte tenu d'un territoire et d'une granularité spatiale donnés. Elle ouvre sur le questionnement suivant : quelle configuration d'optimisation pour quel territoire et pour quel usage ?

Mots-clés : Transport à la demande, optimisation, territoire, (multi)convergence, approche Pareto, algorithmes génétiques, moyennes généralisées de Hölder, granularité spatiale

Abstract This pluridisciplinary thesis focuses on Demand Responsive Transport (DRT). DRT is a ground collective public transport activated on demand only. This is a service at the cross of taxi and bus. Our main idea consists in introducing geographical models in computer optimization. Indeed, the polarized structure of territories contributes to deploy DRT in (multi)convergence by using spanning trees and gravity model. This approach rises also in rationalizing economic costs of the service (travelling durations, number of vehicles...) Moreover, this thesis provides a set of methodological elements for deploying a DRT using metaheuristics on the one hand (genetic algorithms, i.e. NSGA-II) and geography models on the other hand (convergence based on polarized structure of the territory).

By the mean of flows convergence, the method uses graph theory to define vehicles routes, optimized by a multicriteria genetic algorithm with Pareto approach.

The last part of the thesis focuses on the impact of metrics on the solutions, given a territory and a spatial granularity. This topic opens the problem of the link between the configuration, the territory and the use.

Keywords : Demand Responsive Transport, optimization, territory, (multi)convergence, Pareto approach, genetic algorithms, generalized mean (Hölder), spatial granularity